

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
 федеральное государственное автономное
 образовательное учреждение высшего образования
 «Национальный исследовательский Томский политехнический университет» (ТПУ)

Школа Инженерная школа природных ресурсов
 Направление подготовки (специальность) 21.04.01 Нефтегазовое дело
 Отделение школы (НОЦ) Отделение нефтегазового дела

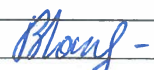
МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ

Тема работы
Модель краткосрочного прогнозирования добычи при разработке пластов нижнемелового возраста на основе инструментов анализа временных рядов УДК 519.876:622.276:551.(763.1)

Студент

Группа	ФИО	Подпись	Дата
2TM81	Зинатуллина Агата Мансуровна		10.08.2020г.

Руководитель

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Профессор ОНД	Манжай В.Н.	Д.Х.Н.		10.08.2020г.

Руководитель отделения

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Профессор ОНД ИШПР	Мельник И.А.	Д.Г.-М.Н.		

КОНСУЛЬТАНТЫ:

По разделу «Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение»

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент ОНД	Рукавишников В.С.	Ph.D		14.08.2020г.

По разделу «Социальная ответственность»

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
профессор ОНД	Белозеров В.Б.	Д.Г.-М.Н.		17.08.2020г.

ДОПУСТИТЬ К ЗАЩИТЕ:

Руководитель ООП	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
21.04.01 Нефтегазовое дело	Чернова О.С.	Д.Г.-М.Н.		18.08.20г.

Томск – 2020 г.

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
 федеральное государственное автономное
 образовательное учреждение высшего образования
 «Национальный исследовательский Томский политехнический университет» (ТПУ)

Школа Инженерная школа природных ресурсов
 Направление подготовки (специальность) 21.04.01 Нефтегазовое дело
 Отделение школы (НОЦ) Отделение нефтегазового дела

УТВЕРЖДАЮ:
 Руководитель ООП
 01.04.2020 О.О.
 Чернова
 (Подпись) (Дата)

ЗАДАНИЕ на выполнение выпускной квалификационной работы

В форме:

Магистерской диссертации

(бакалаврской работы, дипломного проекта/работы, магистерской диссертации)

Студенту:

Группа	ФИО
2TM81	Зинатуллиной Агате Мансуровне

Тема работы:

Модель краткосрочного прогнозирования добычи при разработке пластов нижнемелового возраста на основе инструментов анализа временных рядов	
Утверждена приказом директора ИШНПТ	Приказ № 204-9/с от 22.07.2020

Срок сдачи студентом выполненной работы:	10.08.2020
--	------------

ТЕХНИЧЕСКОЕ ЗАДАНИЕ:

Исходные данные к работе <i>(наименование объекта исследования или проектирования; производительность или нагрузка; режим работы (непрерывный, периодический, циклический и т. д.); вид сырья или материал изделия; требования к продукту, изделию или процессу; особые требования к особенностям функционирования (эксплуатации) объекта или изделия в плане безопасности эксплуатации, влияния на окружающую среду, энергозатратам; экономический анализ и т. д.).</i>	Объектом исследования являются методы краткосрочного прогнозирования добычи нефти на месторождении, в основе которых заложен статистический аппарат, позволяющий на основе данных по дебиту и забойному давлению произвести дальнейший прогноз.
Перечень подлежащих исследованию, проектированию и разработке вопросов <i>(аналитический обзор по литературным источникам с целью выяснения достижений мировой науки техники в рассматриваемой области; постановка задачи исследования, проектирования, конструирования; содержание процедуры исследования, проектирования, конструирования; обсуждение результатов выполненной работы; наименование дополнительных разделов, подлежащих разработке; заключение по работе).</i>	1) Аналитический обзор литературы, связанный с тематикой построения статистических моделей. 2) Построение различных моделей прогнозирования и сравнение их результатов с реальными данными. 3) Оценка влияния профиля добычи нефти на качество выполнения прогнозирования. 4) Сравнение статистических методов прогнозирования с традиционными. 5) Выполнение задания по разделу «Финансовый

	менеджмент. Ресурсоёмкость и ресурсосбережение» 6) Выполнение задания по разделу «Социальная ответственность» 7) Выполнение раздела на ИЯ.
--	--

Перечень графического материала
(с точным указанием обязательных чертежей)

Графики сравнения реального профиля добычи
нефти с прогнозируемым.

Консультанты по разделам выпускной квалификационной работы
(с указанием разделов)

Раздел	Консультант
Финансовый менеджмент...	Ph.D, доцент ОНД Рукавишников В.С.
Социальная ответственность	д.г.-м.н., профессор Белозеров В.Б
Статистические методы	Д.В. Егоров, ведущий специалист ООО «Газпромнефть НТЦ»

**Названия разделов, которые должны быть написаны на русском и иностранном
языках:**

Обзор литературы (Literature review)

**Дата выдачи задания на выполнение выпускной
квалификационной работы по линейному графику**

01.04.2020г.

Задание выдал руководитель / консультант (при наличии):

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Профессор ОНД	Манжай В.Н.	д.х.н.	<i>Манжай</i>	01.04.2020

Задание принял к исполнению студент:

Группа	ФИО	Подпись	Дата
2ТМ81	Зинатуллина Агата Мансуровна	<i>Агата</i>	01.04.2020г.

**ЗАДАНИЕ ДЛЯ РАЗДЕЛА
«ФИНАНСОВЫЙ МЕНЕДЖМЕНТ, РЕСУРСОЭФФЕКТИВНОСТЬ И
РЕСУРСОСБЕРЕЖЕНИЕ»**

Студенту:

Группа	ФИО
2ТМ81	Зинатуллиной Агате Мансуровне

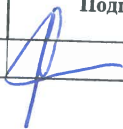
Инженерная школа	ИШПР	Отделение	ОНД
Уровень образования	Магистратура	Направление/специальность	21.04.01 «Нефтегазовое дело»

Исходные данные к разделу «Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение»:

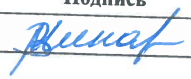
1. <i>Стоимость ресурсов научного исследования (НИ): материально-технических, энергетических, финансовых, информационных и человеческих</i>	Расчет чистой приведенной стоимости для реального профиля добычи нефти и спрогнозированного профиля.
2. <i>Используемая система налогообложения, ставки налогов, отчислений, дисконтирования и кредитования</i>	Ставка налога на прибыль 65% Ставка дисконтирования 15%
Перечень вопросов, подлежащих исследованию, проектированию и разработке:	Расчет прибыли по каждому методу прогнозирования, а также сравнения с рассчитанной чистой приведенной стоимостью реальных данных с месторождения.
Оценка коммерческого и инновационного потенциала НТИ	
1. <i>Разработка устава научно-технического проекта</i>	Согласно приложенному линейному графику выполнения работ
2. <i>Определение ресурсной, финансовой, экономической эффективности</i>	Выявление метода прогнозирования, показавшего наиболее точное значение прибыли.
Перечень графического материала (с точным указанием обязательных чертежей):	
Графики сравнения прибыли, рассчитанной прибыли по реальному профилю с месторождения, и прибыли, рассчитанной по рассматриваемым методам прогнозирования.	

Дата выдачи задания для раздела по линейному графику	01.07.2020г.
---	--------------

Задание выдал консультант:

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент ОНД	Рукавишников В.С.	Ph.D		01.07.2020

Задание принял к исполнению студент:

Группа	ФИО	Подпись	Дата
2ТМ81	Зинатуллина Агата Мансуровна		01.07.2020

ЗАДАНИЕ ДЛЯ РАЗДЕЛА «СОЦИАЛЬНАЯ ОТВЕТСТВЕННОСТЬ»

Студенту:

Группа	ФИО
2ТМ81	Зинатуллиной Агате Мансуровне

Инженерная школа	ИШПР	Отделение	ОНД
Уровень образования	Магистратура	Направление/специальность	21.04.01 «Нефтегазовое дело»

Исходные данные к разделу «Социальная ответственность»:

1. Описание рабочего места (рабочей зоны, технологического процесса, механического оборудования) на предмет возникновения: – вредных проявлений факторов производственной среды (метеоусловия, вредные вещества, освещение, шумы, вибрации, электромагнитные поля, ионизирующие излучения) – опасных проявлений факторов производственной среды (механической природы, термического характера, электрической, пожарной и взрывной природы) – негативного воздействия на окружающую природную среду (атмосферу, гидросферу, литосферу) – чрезвычайных ситуаций (техногенного, стихийного, экологического и социального характера)	Основная работа при выполнении данной ВКР выполнялась с использованием персонального компьютера и пакетов программирования. Таким образом, основной задачей данного раздела является составление рекомендаций по правилам, соблюдение которых обеспечивает комфортные и безопасные для здоровья человека условия труда, а также правила поведения при чрезвычайных ситуациях в офисе.
--	--

Перечень вопросов, подлежащих исследованию, проектированию и разработке:

1. Анализ выявленных вредных факторов проектируемой производственной среды в следующей последовательности: – физико-химическая природа вредности, её связь с разрабатываемой темой; – действие фактора на организм человека; – приведение допустимых норм с необходимой размерностью (со ссылкой на соответствующий нормативно-технический документ); – предлагаемые средства защиты (сначала коллективной защиты, затем – индивидуальные защитные средства)	Оценка факторов, влияющих на трудоспособность и концентрацию персонала, работающего в офисе, включающая в себе рассмотрение вопросов о нормировке параметров микроклимата рабочей зоны, уровня естественного и искусственного освещения, нервно-психических нагрузок и монотонности труда.
2. Анализ выявленных опасных факторов проектируемой производственной среды в следующей последовательности – механические опасности (источники, средства защиты); – термические опасности (источники, средства защиты); – электробезопасность (в т.ч. статическое электричество, молниезащита – источники, средства защиты); – пожаровзрывобезопасность (причины, профилактические мероприятия, первичные средства пожаротушения)	Рассмотрение средств защиты от поражения персонала электрическим током.
3. Охрана окружающей среды: – защита селитебной зоны – анализ воздействия объекта на атмосферу (выбросы); – анализ воздействия объекта на гидросферу (сбросы); – анализ воздействия объекта на литосферу (отходы);	Описаны мероприятия при работе в офисном помещении для уменьшения вреда окружающей среде: рациональное использование водных и энергетических ресурсов, утилизация

– разработать решения по обеспечению экологической безопасности со ссылками на НТД по охране окружающей среды.	отходов разных классов опасности.
4. Защита в чрезвычайных ситуациях: – перечень возможных ЧС на объекте; – выбор наиболее типичной ЧС; – разработка превентивных мер по предупреждению ЧС; – разработка мер по повышению устойчивости объекта к данной ЧС; – разработка действий в результате возникшей ЧС и мер по ликвидации её последствий	Рассмотрена чрезвычайная ситуация – пожар и мероприятия по предотвращению факторов, приводящих к его возникновению.
5. Правовые и организационные вопросы обеспечения безопасности: – специальные (характерные для проектируемой рабочей зоны) правовые нормы трудового законодательства; – организационные мероприятия при компоновке рабочей зоны	Изучены нормативные документы, контролирующие комфортные условия работы персонала в офисе.
Перечень графического материала:	
При необходимости представить эскизные графические материалы к расчётному заданию (обязательно для специалистов и магистров)	Приведены таблицы: 1) Высота рабочей поверхности 2) Минимально допустимая световая отдача 3) Нормировка микроклимата

Дата выдачи задания для раздела по линейному графику	01.04.2020
--	------------

Задание выдал консультант:

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
профессор	Белозеров В.Б.	Д.Г.-М.Н		01.07.2020

Задание принял к исполнению студент:

Группа	ФИО	Подпись	Дата
2ТМ81	Зинатуллина Агата Мансуровна		01.07.2020

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
федеральное государственное автономное
образовательное учреждение высшего образования
**«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ТОМСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»**

Школа Инженерная школа природных ресурсов
Направление подготовки (специальность) 21.04.01 Нефтегазовое дело
Уровень образования Магистратура
Отделение школы (НОЦ) Отделение нефтегазового дела
Период выполнения _____ (весенний семестр 2019/2020 учебного года)

Форма представления работы:

Магистерская диссертация

(бакалаврская работа, дипломный проект/работа, магистерская диссертация)

КАЛЕНДАРНЫЙ РЕЙТИНГ-ПЛАН
выполнения выпускной квалификационной работы

Срок сдачи студентом выполненной работы:	10.08.2020
--	------------

Дата контроля	Название раздела (модуля) / вид работы (исследования)	Максимальный балл раздела (модуля)
19.07.2020	Литературный обзор	5
22.07.2020	Методы прогнозирования, основанные на статистических моделях	20
28.07.2020	Методы прогнозирования, основанные на машинном обучении	15
1.08.2020	Аналитические методы прогнозирования	20
4.08.2020	Сравнение методов прогнозирования	30
8.08.2020	Финансовый менеджмент	5
9.08.2020	Социальная ответственность	5

Составил преподаватель:

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Профессор ОНД	Манжай В.Н.	д.х.н.		01.07.2020

СОГЛАСОВАНО:

Руководитель ООП	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Профессор ОНД	Чернова О.С.	д.г.-м.н.		01.07.2020

ОГЛАВЛЕНИЕ

Введение.....	17
1. Постановка задачи и инструменты прогнозирования	20
2. Краткая характеристика месторождения X.....	24
3. Анализ данных по добыче месторождения X	27
4. Прогнозирование, основанное на инструментах анализа временных рядов с использованием статистической модели	30
4.1 Теоретические основы моделей типа ARIMA	30
4.2 Применение модели ARIMA для прогнозирования месячной добычи месторождения X	35
5 Прогнозирование, основанное на анализе временных рядов с использованием структурной модели	43
5.1 Теоретическая часть алгоритма «Случайный лес»	43
5.2 Неопределенности в машинном обучении.....	46
5.3 Применение метода «Случайный лес» для прогноза добычи	48
6. Теоретические основы метода кривых падения дебита	60
6.1 Применение метода падения кривых дебита для прогнозирования добычи нефти.....	62
7.Сравнение методов прогнозирования	69
8. Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение..	71
9. Социальная ответственность	74
Заключение	87
Список использованных источников	89
Приложение А	98

Результаты освоения основной образовательной программы (DD)

Код	Результат обучения*	Требования ФГОС ВО, СУОС, критериев АИОР, и/или заинтересованных сторон
Общие по направлению подготовки (специальности)		
P1	Применять естественнонаучные, математические, гуманитарные, экономические, инженерные, технические и глубокие профессиональные знания в области современных нефтегазовых технологий для решения прикладных междисциплинарных задач и инженерных проблем, соответствующих профилю подготовки	Требования ФГОС ВО, СУОС ТПУ (УК-1; УК-2; УК-3; УК-4; УК-5; ОПК-1; ОПК-2; ОПК-4; ОПК-5; ОПК-6; ПК-1; ПК-2; ПК-3; ПК-4; ПК-6; ПК-7; ПК-9; ПК-10; ПК-11; ПК-14; ПК-16; ПК-17; ПК-19; ПК-20; ПК-21; ПК-23), CDIO Syllabus (2.4, 2.5, 4.1, 4.2...), Критерий 5 АИОР (п. 2.1, 2.10...), согласованный с требованиями международных стандартов EUR-ACE и FEANI, требования профессиональных стандартов: (40.178 Специалист в области проектирования автоматизированных систем управления технологическими процессами), (40.116 Специалист по обеспечению промышленной безопасности при эксплуатации оборудования, работающего под избыточным давлением, и/или подъемных сооружений), (40.011 Специалист по научно-исследовательским и опытно-конструкторским разработкам), (19.007 Специалист по добыче нефти, газа и газового конденсата), (19.021 Специалист по промысловой геологии)
P2	Планировать и проводить аналитические и экспериментальные исследования с использованием новейших достижений науки и техники, уметь критически оценивать результаты и делать выводы, полученные в сложных и неопределённых условиях; использовать принципы изобретательства, правовые основы в области интеллектуальной собственности	Требования ФГОС ВО, СУОС ТПУ (УК-1; УК-2; УК-4; УК-6; ОПК-1; ОПК-2; ОПК-4; ОПК-5; ОПК-6; ПК-1; ПК-2; ПК-3; ПК-4; ПК-5; ПК-6; ПК-7; ПК-8; ПК-9; ПК-10; ПК-11; ПК-12; ПК-13; ПК-14; ПК-15; ПК-17; ПК-18; ПК-19; ПК-20; ПК-22; ПК-23), CDIO Syllabus (2.4, 2.5, 4.1, 4.2...), Критерий 5 АИОР (п. 2.1, 2.10...), согласованный с требованиями международных стандартов EUR-ACE и FEANI, требования профессиональных стандартов: (40.178 Специалист в области проектирования автоматизированных систем управления технологическими процессами), (40.116 Специалист по обеспечению промышленной безопасности при эксплуатации оборудования, работающего под избыточным давлением, и/или подъемных сооружений), (40.011 Специалист по научно-исследовательским и опытно-конструкторским разработкам), (19.007 Специалист по добыче нефти, газа и газового конденсата), (19.021

		<i>Специалист по промысловой геологии)</i>
Р3	Проявлять профессиональную осведомленность о передовых знаниях и открытиях в области нефтегазовых технологий с учетом передового отечественного и зарубежного опыта; использовать инновационный подход при разработке новых идей и методов проектирования объектов нефтегазового комплекса для решения инженерных задач развития нефтегазовых технологий, модернизации и усовершенствования нефтегазового производства	Требования ФГОС ВО, СУОС ТПУ (УК-1; УК-2; УК-4; УК-5; УК-6; ОПК-1; ОПК-2; ОПК-3; ОПК-6; ПК-1; ПК-2; ПК-3; ПК-4; ПК-5; ПК-6; ПК-7; ПК-8; ПК-9; ПК-11; ПК-13; ПК-14; ПК-15; ПК-18; ПК-20; ПК-21; ПК-22; ПК-23), CDIO Syllabus (2.4, 2.5, 4.1, 4.2...), Критерий 5 АИОР (п. 2.1, 2.10...), согласованный с требованиями международных стандартов EUR-ACE и FEANI, требования профессиональных стандартов: (40.178 Специалист в области проектирования автоматизированных систем управления технологическими процессами) , (40.116 Специалист по обеспечению промышленной безопасности при эксплуатации оборудования, работающего под избыточным давлением, и/или подъемных сооружений) , (40.011 Специалист по научно-исследовательским и опытно-конструкторским разработкам) ; (19.007 Специалист по добыче нефти, газа и газового конденсата) , (19.021 Специалист по промысловой геологии)
Р4	Выбирать оптимальные решения в многофакторных ситуациях, владеть методами и средствами технического моделирования производственных процессов и объектов нефтегазовой отрасли; управлять технологическими процессами, обслуживать оборудование, использовать любой имеющийся арсенал технических средств, обеспечивать высокую эффективность при разработке нефтегазовых объектов	Требования ФГОС ВО, СУОС ТПУ (УК-1; УК-2; УК-6; ОПК-1; ОПК-2; ПК-1; ПК-4; ПК-5; ПК-6; ПК-7; ПК-8; ПК-9; ПК-10; ПК-11; ПК-15; ПК-16; ПК-17; ПК-20), CDIO Syllabus (2.4, 2.5, 4.1, 4.2...), Критерий 5 АИОР (п. 2.1, 2.10...), согласованный с требованиями международных стандартов EUR-ACE и FEANI, требования профессиональных стандартов: (40.178 Специалист в области проектирования автоматизированных систем управления технологическими процессами) , (40.116 Специалист по обеспечению промышленной безопасности при эксплуатации оборудования, работающего под избыточным давлением, и/или подъемных сооружений) , (40.011 Специалист по научно-исследовательским и опытно-конструкторским разработкам) ; (19.007 Специалист по добыче нефти, газа и газового конденсата) , (19.021 Специалист по промысловой геологии)

P5	Самостоятельно учиться и непрерывно повышать квалификацию в течение всего периода профессиональной деятельности; активно владеть иностранным языком на уровне, позволяющем работать в интернациональной среде, разрабатывать документацию и защищать результаты инженерной деятельности	Требования ФГОС ВО, СУОС ТПУ (УК-1; УК-2; УК-3; УК-4; УК-5; УК-6; ОПК-2; ОПК-2; ОПК-3; ОПК-4; ОПК-5; ПК-1; ПК-2; ПК-8; ПК-16; ПК-18; ПК-21; ПК-23), CDIO Syllabus (2.4, 2.5, 4.1, 4.2...), Критерий 5 АИОР (п. 2.1, 2.10...), согласованный с требованиями международных стандартов EUR-ACE и FEANI, требования профессиональных стандартов: (40.178 Специалист в области проектирования автоматизированных систем управления технологическими процессами), (40.116 Специалист по обеспечению промышленной безопасности при эксплуатации оборудования, работающего под избыточным давлением, и/или подъемных сооружений), (40.011 Специалист по научно-исследовательским и опытно-конструкторским разработкам); (19.007 Специалист по добыче нефти, газа и газового конденсата), (19.021 Специалист по промысловой геологии)
P6	Работать эффективно в качестве члена и руководителя команды, умение формировать задания и оперативные планы всех видов деятельности, распределять обязанности членов команды, нести ответственность за результаты работы; координировать работу групп по извлечению и совершенствованию добычи нефти, газа и газового конденсата, передавать знания через наставничество и консультирование	Требования ФГОС ВО, СУОС ТПУ (УК-1; УК-2; УК-3; УК-4; УК-5; УК-6; ОПК-1; ОПК-2; ОПК-3; ОПК-4; ОПК-5; ОПК-6; ПК-6; ПК-11; ПК-12; ПК-13; ПК-15; ПК-23), CDIO Syllabus (2.4, 2.5, 4.1, 4.2...), Критерий 5 АИОР (п. 2.1, 2.10...), согласованный с требованиями международных стандартов EUR-ACE и FEANI, требования профессиональных стандартов: (40.178 Специалист в области проектирования автоматизированных систем управления технологическими процессами), (40.116 Специалист по обеспечению промышленной безопасности при эксплуатации оборудования, работающего под избыточным давлением, и/или подъемных сооружений), (40.011 Специалист по научно-исследовательским и опытно-конструкторским разработкам); (19.007 Специалист по добыче нефти, газа и газового конденсата), (19.021 Специалист по промысловой геологии)
P7	Внедрять, эксплуатировать и обслуживать современные машины и механизмы для реализации техно-логических процессов нефтегазовой области, обеспечивать их высокую эффективность, соблюдать	Требования ФГОС ВО, СУОС ТПУ (УК-3; ОПК-1; ОПК-2; ПК-1; ПК-3; ПК-6; ПК-9; ПК-10; ПК-11; ПК-14; ПК-16; ПК-17; ПК-18; ПК-19; ПК-21; ПК-22), CDIO Syllabus (2.4, 2.5, 4.1, 4.2...), Критерий 5 АИОР (п. 2.1, 2.10...), согласованный с требованиями международных стандартов EUR-ACE и FEANI, требования профессиональных стандартов:

	правила охраны здоровья и безопасности труда, выполнять требования по защите окружающей среды	(40.178 Специалист в области проектирования автоматизированных систем управления технологическими процессами), (40.116 Специалист по обеспечению промышленной безопасности при эксплуатации оборудования, работающего под избыточным давлением, и/или подъемных сооружений), (40.011 Специалист по научно-исследовательским и опытно-конструкторским разработкам); (19.007 Специалист по добыче нефти, газа и газового конденсата), (19.021 Специалист по промысловой геологии)
Профиль 1 – Геолого-геофизические проблемы освоения месторождений нефти и газа		
Р8	Предлагает процедуры анализа и оценки геологических объектов по данным геолого-геофизической изученности и скважинных исследований в целях разработки программы исследований и технологических мероприятий для конкретного типа месторождений углеводородов	Требования ФГОС ВО, СУОС ТПУ (УК-1; УК-2; УК-3; УК-5; ОПК-1; ОПК-2; ПК-4; ПК-5; ПК-6; ПК-7; ПК-8; ПК-9; ПК-10; ПК-11; ПК-12; ПК-15; ПК-17; ПК-19; ПК-20), CDIO Syllabus (2.4, 2.5, 4.1, 4.2...), Критерий 5 АИОР (п. 2.1, 2.10...), согласованный с требованиями международных стандартов EUR-ACE и FEANI, требования профессиональных стандартов: (40.178 Специалист в области проектирования автоматизированных систем управления технологическими процессами), (40.116 Специалист по обеспечению промышленной безопасности при эксплуатации оборудования, работающего под избыточным давлением, и/или подъемных сооружений), (40.011 Специалист по научно-исследовательским и опытно-конструкторским разработкам); (19.007 Специалист по добыче нефти, газа и газового конденсата), (19.021 Специалист по промысловой геологии)

P9	Предлагать процедуры оценки эффективности промысловых работ и оптимизации работы оборудования при добыче нефти, газа и газового конденсата, обеспечение энергоэффективности технологических процессов	Требования ФГОС ВО, СУОС ТПУ (УК-1; УК-2; УК-3; УК-5; ОПК-1; ОПК-2; ПК-4; ПК-5; ПК-6; ПК-7; ПК-8; ПК-9; ПК-10; ПК-11; ПК-12; ПК-15; ПК-17; ПК-19; ПК-20; ПК-23), CDIO Syllabus (2.4, 2.5, 4.1, 4.2...), Критерий 5 АИОР (п. 2.1, 2.10...), согласованный с требованиями международных стандартов EUR-ACE и FEANI, требования профессиональных стандартов: (40.178 Специалист в области проектирования автоматизированных систем управления технологическими процессами), (40.116 Специалист по обеспечению промышленной безопасности при эксплуатации оборудования, работающего под избыточным давлением, и/или подъемных сооружений), (40.011 Специалист по научно-исследовательским и опытно-конструкторским разработкам); (19.007 Специалист по добыче нефти, газа и газового конденсата), (19.021 Специалист по промысловой геологии)
P10	Обеспечивать внедрение новых методов при построении геолого-геофизических моделей; материалов и нефтегазового оборудования в осложненных условиях эксплуатации нефтяных и газовых скважин	Требования ФГОС ВО, СУОС ТПУ (УК-1; УК-2; УК-4; УК-6; ОПК-1; ОПК-2; ОПК-4; ПК-1; ПК-2; ПК-3; ПК-4; ПК-6; ПК-8; ПК-12; ПК-12; ПК-13; ПК-16; ПК-18; ПК-19; ПК-20; ПК-21), CDIO Syllabus (2.4, 2.5, 4.1, 4.2...), Критерий 5 АИОР (п. 2.1, 2.10...), согласованный с требованиями международных стандартов EUR-ACE и FEANI, требования профессиональных стандартов: (40.178 Специалист в области проектирования автоматизированных систем управления технологическими процессами), (40.116 Специалист по обеспечению промышленной безопасности при эксплуатации оборудования, работающего под избыточным давлением, и/или подъемных сооружений), (40.011 Специалист по научно-исследовательским и опытно-конструкторским разработкам); (19.007 Специалист по добыче нефти, газа и газового конденсата), (19.021 Специалист по промысловой геологии)
Профиль 2. Разработка и эксплуатация нефтяных и газовых месторождений		
P11	Контролировать выполнение требований регламентов для обеспечения добычи нефти, газа	Требования ФГОС ВО, СУОС ТПУ (УК-1; УК-2; УК-4; ОПК-1; ОПК-4; ОПК-6; ПК-1; ПК-5; ПК-6; ПК-12; ПК-15; ПК-16; ПК-18; ПК-19; ПК-23), CDIO Syllabus (2.4, 2.5, 4.1, 4.2...), Критерий 5 АИОР (п. 2.1,

	и газового конденсата	2.10...), согласованный с требованиями международных стандартов EUR-ACE и FEANI, требования профессиональных стандартов: (40.178 Специалист в области проектирования автоматизированных систем управления технологическими процессами) , (40.116 Специалист по обеспечению промышленной безопасности при эксплуатации оборудования, работающего под избыточным давлением, и/или подъемных сооружений) , (40.011 Специалист по научно-исследовательским и опытно-конструкторским разработкам) ; (19.007 Специалист по добыче нефти, газа и газового конденсата) , (19.021 Специалист по промысловой геологии)
P12	Совершенствовать, разрабатывать мероприятия и/или подготавливать бизнес-предложения по технологическому процессу и технологическим мероприятиям при добыче нефти, газа и газового конденсата	Требования ФГОС ВО, СУОС ТПУ (УК-1; УК-2; УК-3; УК-6; ОПК-1; ОПК-2; ОПК-3; ОПК-4; ПК-1; ПК-2; ПК-3; ПК-4; ПК-5; ПК-6; ПК-7; ПК-8; ПК-9; ПК-10; ПК-11; ПК-12; ПК-13; ПК-14; ПК-15; ПК-16; ПК-17; ПК-18; ПК-19; ПК-20; ПК-21; ПК-22; ПК-23), CDIO Syllabus (2.4, 2.5, 4.1, 4.2...), Критерий 5 АИОР (п. 2.1, 2.10...), согласованный с требованиями международных стандартов EUR-ACE и FEANI, требования профессиональных стандартов: (40.178 Специалист в области проектирования автоматизированных систем управления технологическими процессами) , (40.116 Специалист по обеспечению промышленной безопасности при эксплуатации оборудования, работающего под избыточным давлением, и/или подъемных сооружений) , (40.011 Специалист по научно-исследовательским и опытно-конструкторским разработкам) ; (19.007 Специалист по добыче нефти, газа и газового конденсата) , (19.021 Специалист по промысловой геологии)
P13	Корректировать программы работ по добыче нефти, газа и газового конденсата, выбирать и принимать решения в нестандартных ситуациях, опираясь на государственные стандарты в области нефтегазодобычи	Требования ФГОС ВО, СУОС ТПУ (УК-2; УК-3; УК-4; УК-6; ОПК-1; ОПК-2; ПК-1; ПК-3; ПК-6; ПК-9; ПК-10; ПК-11; ПК-14; ПК-16; ПК-18; ПК-19; ПК-21; ПК-22), CDIO Syllabus (2.4, 2.5, 4.1, 4.2...), Критерий 5 АИОР (п. 2.1, 2.10...), согласованный с требованиями международных стандартов EUR-ACE и FEANI, требования профессиональных стандартов: (40.178 Специалист в области проектирования автоматизированных систем управления

		технологическими процессами), (40.116 Специалист по обеспечению промышленной безопасности при эксплуатации оборудования, работающего под избыточным давлением, и/или подъемных сооружений), (40.011 Специалист по научно-исследовательским и опытно-конструкторским разработкам); (19.007 Специалист по добыче нефти, газа и газового конденсата), (19.021 Специалист по промысловой геологии)
--	--	--

РЕФЕРАТ

Выпускная квалификационная работа содержит 104 страницы, 35 рисунков, 14 таблиц, 18 источников и 1 приложение.

Ключевые слова: ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ДОБЫЧИ НЕФТИ, ВРЕМЕННЫЕ РЯДЫ, СТАТИСТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ, МОДЕЛЬ ARIMA, МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ, СЛУЧАЙНЫЙ ЛЕС, РЕШАЮЩИЕ ДЕРЕВЬЯ, ПРОФИЛЬ ДОБЫЧИ, АНАЛИЗ КРИВЫХ ПАДЕНИЯ ДОБЫЧИ.

Целью работы является создание методики краткосрочного прогнозирования добычи на месторождениях нефти и газа с использованием инструментов анализа временных рядов.

В результате работы были применены статистические модели для прогнозирования добычи нефтяного месторождения, имеющего значительную историю разработки. Было осуществлено прогнозирование для всего месторождения с использованием авторегрессионной статистической модели, а также для отдельных групп скважин, применяя алгоритмы машинного обучения. Результаты прогнозирования были сравнены с традиционным методом – анализом кривых падения дебита. Было определено, что статистические методы способны значительно лучше прогнозировать добычу месторождения на короткие сроки, нежели традиционные.

Областью применения методики являются нефтяные и газовые месторождения на различных этапах разработки.

Экономическая эффективность/значимость работы состоит в более точном расчете прибыли, связанным с качественно выполненными прогнозами добычи.

Введение

Прогнозирование является важной частью процесса принятия решений. Данная работа посвящена прогнозированию добычи в нефтегазовой промышленности, в ней рассматривается прогнозирование, как для всего месторождения, так и для отдельных скважин. Благодаря прогнозированию осуществляется планирование разработки месторождения, контроль текущей добычи, устанавливаются графики проведения ремонтных работ на скважинах, выполняется оценка остаточных запасов. Поскольку все описанные выше процессы являются одними из ключевых в разработке месторождений, вопрос верного прогнозирования является актуальным на сегодняшний день. Более того, актуализация данной темы связана и с развитием машинного обучения, которое активно внедряется на производство.

В работе рассматривается построение модели, которая будет производить прогнозирование добычи на короткие сроки (1 месяц, 3 месяца, 6 месяцев) с использованием инструментов анализа временных рядов. Временным рядом называется последовательность измерений какого-либо параметра, выполненных обычно через равные промежутки времени. В обыденной жизни человек часто встречается с информацией, представленной в виде временных рядов – ежедневный прогноз погоды; количество человек, посетивших веб страницу; ежемесячные продажи какого-либо товара. В нефтегазовой промышленности информация также часто представлена в виде временных рядов – например, ежедневная добыча нефти и жидкости, закачка жидкости, забойное давление. Традиционно, для нефтегазовой сферы используются долгосрочные прогнозы, которые производятся на весь период «жизни» месторождения с помощью построения сложных гидродинамических моделей пласта и применения кривых падения давления для поздних стадий разработки. Краткосрочные же прогнозы в основном основаны на статистическом подходе к данным и построение моделей для

прогнозов такого рода заключается в нахождении зависимостей между вводимыми параметрами, например, такими как параметры добычи, пласта и различными технологическими параметрами. В своей работе [40] автор Шахаб Мохаге, профессор в области разработки нефтяных и газовых месторождений, рассматривает новый тип моделей прогнозирования для нефтегазовой отрасли, основанных на определении зависимостей в данных. Некоторые из них были успешно интегрированы в численные модели с целью улучшить качество их работы и повысить производительность, некоторые же использовались самостоятельно, только на основе актуальной информации по добыче с месторождения. Оба типа моделей показали свою надежность во многих реализациях и продолжают внедряться в производство и дополняться. Автор и его коллеги считают, что статистический подход имеет большой потенциал и в скором времени станет важным инструментом в добыче нефти и газа. Большое количество работ написано на тему использования нейронных сетей для задач прогнозирования добычи [36], [25], [48]. В работе [48] сравниваются результаты прогнозирования рекурсивных нейронных сетей и кривых падения давления для нескольких скважин месторождения Eagle Ford (западный Техас). Авторами была создана модель прогнозирования, использующая нейронную сеть долгой краткосрочной памяти (LSTM), в которой в качестве входных данных использовались ежедневная добыча нефти, газа и воды, а также давление на устье скважин в качестве операционной константы за последние два года добычи. Результаты прогнозов показали очень хорошую сходимость с действительными значениями и более того, превзошли по качеству прогнозы, сделанные с помощью анализа кривых падения добычи. Помимо использования нейронных сетей, для задач прогнозирования часто используются статистические модели авторегрессии (модели Бокса — Дженкинса [3]). Например, в работе [41] решается задача прогнозирования накопленной добычи с помощью интегрированной модели авторегрессии — скользящего среднего (ARIMA). Авторами подчеркивается, что данные

модели могут использоваться только со стационарными временными рядами и приводят пример преобразования нестационарного ряда к стационарному. Сначала, вся информация по добыче переводится в формат временных рядов, затем производится их дифференцирование с целью сделать стационарными, после чего ряды используются в качестве входных данных для модели ARIMA. В работе результаты прогнозирования сравнивались с результатами, полученными с помощью численных методов и кривых падения. Прогноз, выполненный с использованием статистической модели, показал наименьшую относительную ошибку, равную 4, 24 %.

Проблема исследования заключается в необходимости создания моделей, способных производить качественное прогнозирование добычи на короткие сроки, затрачивая на это меньше времени и мощности ЭВМ, в сравнении с существующими методами. Например, численные модели требуют большого количества времени на их создание, а также на произведение расчетов, а традиционные методы анализа кривых падения давления имеют ограничения в использовании и являются не достаточно точными. Таким образом, объектом исследования в рамках данной работы является прогнозирование добычи нефти и газа, а предметом – использование статистических моделей на основе инструментов анализа временных рядов. Целью работы является разработка моделей для краткосрочного прогнозирования добычи нефти и газа на основе инструментов анализа временных рядов. Для ее достижения необходимо будет решить следующие задачи: проанализировать существующие модели, основанные на использовании временных рядов; подготовить информацию, выданную с месторождения и сформировать из нее датасет; выбрать тип статистических моделей, подходящих для решения проблемы; произвести краткосрочные прогнозы на месяц, три месяца и шесть месяцев; сравнить полученные значения с действительными данными и прогнозом кривых падения добычи.

1. Постановка задачи и инструменты прогнозирования

Прогнозирование представляет собой процесс разработки какого-либо суждения о будущем, используя при этом доступную информацию, включающую исторические данные, а также учитывая возможные события в будущем, которые могут повлиять на прогнозируемое событие. Во многих сферах прогнозирование играет значительную роль, будучи важной частью процесса принятия решений. В нефтегазовой отрасли, прогнозирование добычи нефти и газа является одной из важнейших задач, оно позволяет оценить остаточные запасы, планировать и корректировать систему разработки, оптимизировать ремонтные работы на скважинах [6].

Прогнозирование в нефтегазовой сфере непростая задача по ряду причин: ежедневно с месторождений поступает огромное количество разрозненной информации, которая требует значительного количества времени для ее подготовки и интерпретации; практически все измерения очень сильно зависят от состояния приборов и имеют погрешность. Поэтому важно оценивать качество поступающей информации и правильно ее подготавливать перед использованием для прогнозирования.

Прогнозы могут производиться на долгие и короткие временные интервалы. Долгосрочные прогнозы добычи обычно осуществляются с помощью численных моделей, требующих больших затрат времени и производственных мощностей. Такие прогнозы очень важны на протяжении всей «жизни» месторождения, они позволяют принимать стратегические решения, касающиеся разработки, оценки запасов, поверхностного обустройства. Краткосрочные же прогнозы производятся на временные периоды, длительностью до одного года. Они позволяют контролировать и оптимизировать как работу всего месторождения, так и работу отдельных скважин. В данной работе предметом исследования будут являться краткосрочные прогнозы.

На сегодняшний день разработано большее количество методов прогнозирования для различных целей. Все прогнозы можно разделить на две большие группы: качественные прогнозы и количественные прогнозы.

Качественные методы прогнозирования основываются на субъективном мнении людей, которое формируется в результате получения жизненного опыта и знаний, они применяются в случаях отсутствия каких-либо исторических данных. Примерами данных методов являются: метод Делфи (производится опрос анонимных мнений нескольких экспертов), метод сценариев (разработка различных вариантов будущего) и др. В количественных же методах исторические данные являются основой для прогнозирования, будущие значения предсказываются в виде функции от предыдущих значений. К таким методам относятся: регрессионный анализ экстраполяция тренда, экспоненциальное сглаживание.

По другой классификаций [7] существуют следующие методы прогнозирования: качественные методы; методы, основанные на анализе временных рядов; причинно-следственные методы. Определение качественных методов в данной классификации совпадает с определением, указанным выше. В причинно-следственных методах используется информация о взаимосвязи между элементами системы, с учетом исторической информации, в них важно определить основные параметры, которые могут повлиять на прогноз и учесть их влияние. Методы, основанные на анализе временных рядов, используют исторические данные в верной временной последовательности, чтобы обнаружить в них какой-либо тренд и использовать его для прогнозирования. В данной работе будут изучены методы, основанные на анализе временных рядов.

Временным рядом называется совокупность наблюдений, произведенных последовательно во времени [3]. Как уже упоминалось во введении, большое количество информации из различных областей жизни представлено в виде временных рядов – медицина, экономика, метеорология и др. Анализ временных рядов позволяет найти связь между элементами ряда

и использовать ее для осуществления прогноза. В каждом временном ряду выделяются следующие составляющие:

- тренд – компонента, которая описывает влияние временных факторов;
- случайная величина (шум) – компонента, описывающая влияние случайных событий;
- сезонная компонента – учитывающая повторяющиеся изменения процесса.

Существует большое количество методов анализа и, как следствие, прогнозирования временных рядов. Можно провести условное деление данных методов на те, которые используют статистические модели, и те, которые используют структурные (Рисунок 1.1) [24,38].



Рисунок 1.1 - Модели, используемые для анализа временных рядов

В статических моделях зависимость предсказываемого значения ряда от предыдущих значений выражается в виде некоего уравнения. Среди моделей данного вида наиболее распространены регрессионные модели (линейной и нелинейной регрессии), модели авторегрессии (ARIMA – интегрированная модель авторегрессии-скользящего среднего, GARCH – обобщенная авторегрессионная модель гетероскедастичности), модели

экспоненциального сглаживания, модели, основанные на выборке максимального подобия.

В структурных моделях зависимость предсказываемых значений от предыдущих значений задается какой-либо структурой и правилами перехода по ней. К таким моделям относятся нейросетевые модели, модели на базе цепей Маркова, модели на базе классификационно-регрессионных деревьев. В работе будут рассмотрены оба типа моделей.

Таким образом, в работе необходимо будет подобрать механизм для краткосрочного прогнозирования добычи, который бы основывался на исторических данных с этого месторождения.

2. Краткая характеристика месторождения X

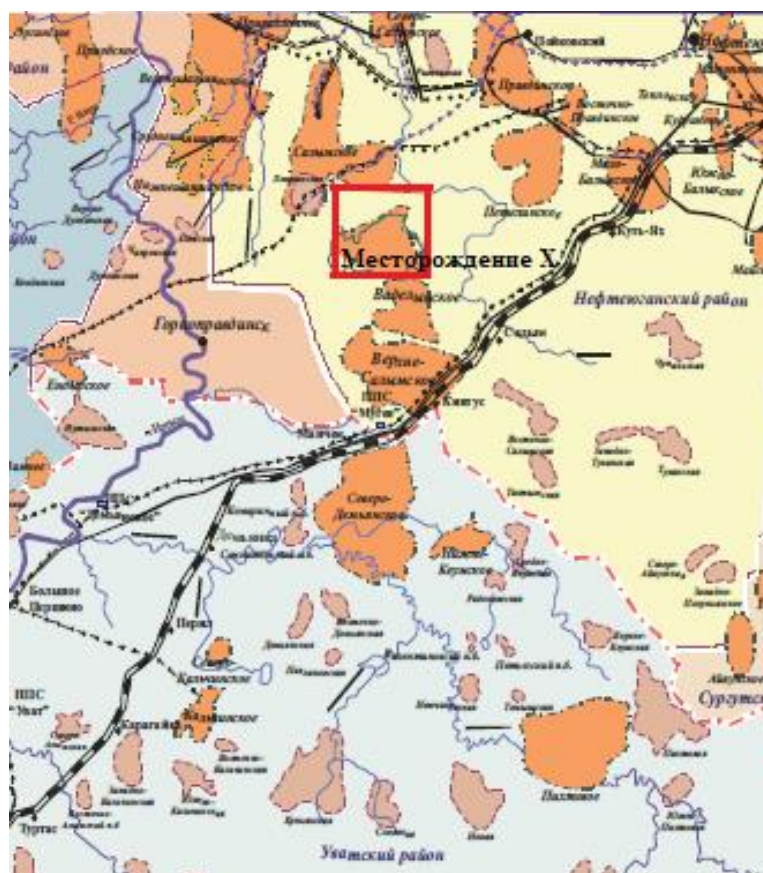
Месторождение X, по которому была дана информация по добыче, находится в Ханты-Мансийском автономном округе Тюменской области (Рисунок 2.1). Территория месторождения находится в южной части Салымского поднятия (структура I порядка), которое расположено к западу от Сургутского и Нижневартовского сводов. Данное поднятие на западе и юго-западе ограничено Ханты-Мансийской впадиной.

Лицензионный участок принадлежит Салымскому нефтегазоносному району Среднеобской нефтегазоносной области. Месторождение разрабатывается компанией «Салым Петролеум Девелопмент Н.В.», акционерами которой на паритетных началах являются концерн Royal Dutch Shell и российская нефтяная компания «Газпром нефть».

Абсолютные отметки рельефа местности изменяются от +60 до +90 метров с небольшим понижением к долине реки Большой Салым. Большое количество рек, избыточное увлажнение территории и равнинный рельеф привели к сильному заболачиванию территории. Глубина залегания грунтовых вод составляет 0,5-2 метра. Климат района резко континентальный, характерна продолжительная холодная зима и короткое жаркое лето. Средняя температура воздуха отрицательна, составляет -3,5 °С, средняя температура января составляет -20°С, средняя температура июля - +17 °С, а абсолютный минимум температуры зимой был равен -52°С. Среднегодовое количество осадков приблизительно равно 450-500 мм, снежный покров держится до 180 дней. Период ледостава начинается в конце октября-начале ноября, реки вскрываются в первой половине мая.

На территории месторождения проживают коренные народности – ханты, их численность очень мала. Занимаются охотничьим и рыболовным промыслом, оленеводством, сбором ягод. Наличие хвойных и кедровых лесов благоприятствовало формированию богатого животного мира, распространены куница, соболь, белка, песец и др. Среди флоры

преобладающими видами растительности являются лесная, болотная и растительность речных долин. Более 60% территории покрыто лесами.



Условные обозначения:



Рисунок 2.1 - Месторождение X. Обзорная карта района работ, масштаб

1:1250000

Месторождение X представлено породами палеозойского складчатого фундамента, промежуточного комплекса и терригенными песчано-глинистыми отложениями мезозойско-кайнозойского осадочного чехла. Крупные залежи нефти были обнаружены в терригенных отложениях барремского и готеривского ярусов нижней подсвиты черкашинской свиты нижнего мела, а также в отложениях ахской свиты ачимовской толщи.

Породы представлены песчаниками, алевролитами, аргиллитами. Нефтяные залежи водоплавающие; пластово-сводовые, литологически-экранированные, осложненные разломами; пластово-сводовые, тектонически-экранированные.

Большие запасы нефти данного месторождения были обнаружены только после многолетних геолого-геофизических исследований, которые длились с 1948 по 2012 года. На сегодняшний день пробурено более 823 скважин, 23 из которых разведочные. Добыча нефти ведется механизированным способом – с применением электроцентробежных насосов. Активно используется система поддержки пластового давления закачкой воды.

Средние значения пористости коллектора по месторождению варьируется от 15 до 20 %, проницаемости – от 0,387 до 52 мД (по ГДИС), начальная нефтенасыщенность находится в пределах 0,39-0,49. Плотность нефти в стандартных условиях равна 865-909 кг/м³, кинематическая вязкость – 15-85 мкм²/с.

3. Анализ данных по добыче месторождения X

Для анализа были предоставлены данные по ежедневной добыче нефти и жидкости с 97 скважин, а также измерения пластового и забойного давления во временной период с 1986 по 1999 года (Таблица 3.1). Месторождение разрабатывается с помощью комбинированной системы, включающей пятиточечную схему с расстоянием между скважинами 500 метров и систему горизонтальных добывающих скважин. Для интенсификации притока используется многостадийный гидроразрыв пласта (МГРП) как на добывающих, так и на нагнетательных скважинах.

Таблица 3.1—Данные по добыче

Скважина	Дата	Дебит нефти, м3	Дебит жидкости, м3	Забойное давление, бар
0	1987-03-09	47.92	49	57.0
0	1987-03-10	34.03	34.79	57.0
...	...	...	...	...
114	1999-11-09	10.28	256.93	28
114	1999-11-10	10.28	256.93	28

После группировки и суммирования данных были получены месячная и годовая добыча для всего месторождения, а также обводненность, поскольку был известен дебит по жидкости (Рисунок 3.1).

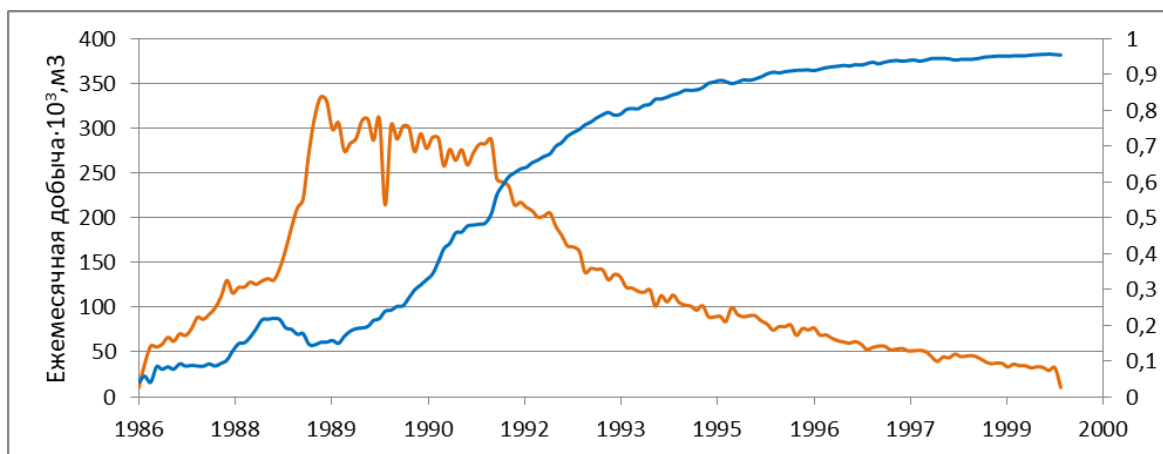


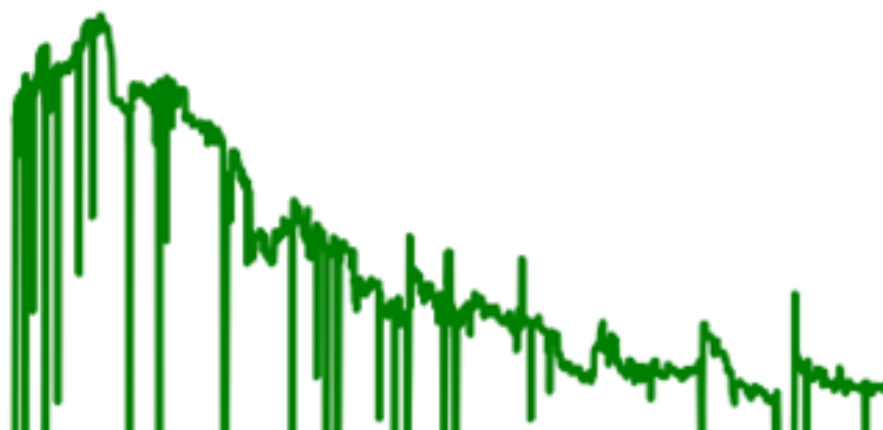
Рисунок 3.1 - Ежемесячная добыча нефти и обводненность в период 1986-1999 гг.

Далее, были построены профили добычи для всех 97 скважин, после чего скважины были разделены на 4 большие группы – а), b), c), d) (Рисунок 3.2):

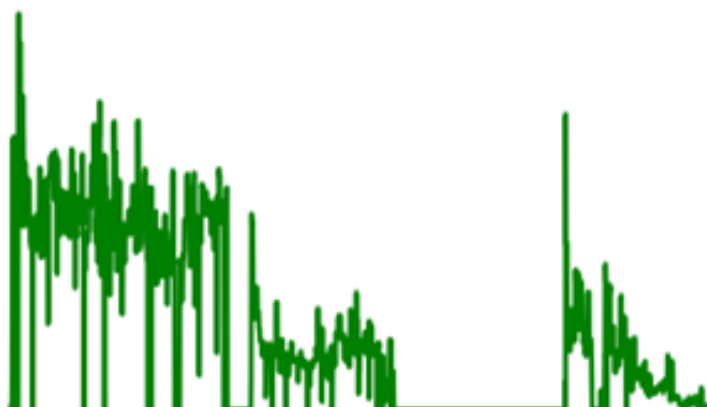
- а) профили с трендом падения (25 скважин);
- b) профили с трендами роста, плато и падения (23 скважины);
- c) профили, не имеющие постоянного тренда (31 скважина);
- d) профили с редкими колебаниями и практически постоянным дебитом (18 скважин).



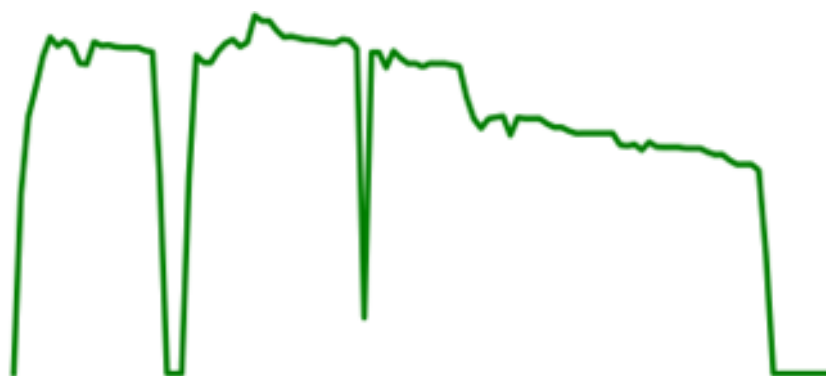
а)



b)



c)



d)

Рисунок 3.2 Типы профилей добычи скважин

На профилях добычи можно заметить частые снижения дебитов до нулевых значений, связанные с различными ремонтными работами на скважинах. Данные остановки можно интерпретировать как шум – данные, которые мешают качественному анализу, однако в данной работе прогнозы будут сделаны с использованием практически неподготовленных данных,

для того, чтобы оценить их качество и при получении хороших результатов, сэкономить время на подготовку данных в дальнейшем.

4. Прогнозирование, основанное на инструментах анализа временных рядов с использованием статистической модели

Как уже было упомянуто в главе 2, существуют различные модели, с помощью которых можно анализировать временные ряды. По одной из классификаций данные модели подразделяются на статистические и структурные [24,38]. В данной главе будет рассмотрено прогнозирование с использованием статистической модели ARIMA (интегрированная модель авторегрессии — скользящего среднего).

4.1 Теоретические основы моделей типа ARIMA

Интегрированные модели авторегрессии-скользящего среднего представляет собой мощный инструмент, которым можно описывать как стационарные, так и нестационарные процессы. Они очень широко используются для работы с временными рядами, а именно анализа и прогнозирования. Большой вклад, как в использование временных рядов, так и в применение данных моделей внесли британские ученые Джордж Бокс и Гвилем Дженкинс, выпустив в 1970-х книгу «Анализ временных рядов – прогноз и управление».

В названии ARIMA скрыты два типа моделей – «AR» - описывает модели авторегрессии (Autoregressive models), «MA» - модели скользящего среднего (Moving Average).

Модели авторегрессии широко используются для описания некоторых рядов, встречающихся на практике. В этих моделях текущее значение процесса выражается как конечная линейная совокупность предыдущих значений процесса и импульса. Импульсами называются реализации случайных величин с фиксированным распределением, которое

обычно принимается нормальным. Данные случайные величины также называются белым шумом. Пусть значения процесса в равные промежутки времени $t, t-1, t-2$ будут равны $\tilde{z}_t, \tilde{z}_{t-1}, \tilde{z}_{t-2}$. При этом $\tilde{z}_t = z_t - \mu$, являясь отклонением значений процесса от среднего – такого значения, вокруг которого стационарный ряд будет варьироваться. Тогда получим процесс авторегрессии порядка p [19]:

$$\tilde{z}_t = \phi_1 \tilde{z}_{t-1} + \phi_2 \tilde{z}_{t-2} + \dots + \phi_p \tilde{z}_{t-p} + a_t, \quad (1)$$

$$\phi(B)\tilde{z}_t = a_t, \quad (2)$$

где a_t – белый шум;

B – оператор сдвига назад.

В данном случае переменная z как бы регрессирует на предыдущих значениях ряда. В модели есть несколько неизвестных параметров: $\mu, \phi_1 \dots \phi_p, \sigma_a^2$, которые обычно определяются по исходным данным.

Модели скользящего среднего также имеют большое значение в работе с временными рядами. Предположим, что $\tilde{z}_t$ зависит линейно от конечного числа q предыдущих значений белого шума a_t . Так, процесс скользящего среднего порядка q будет выглядеть следующим образом:

$$\tilde{z}_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (3)$$

$$\theta(B)a_t = \tilde{z}_t. \quad (4)$$

Данная модель, будет, как и модель авторегрессии, содержать неизвестные параметры: $\mu, \theta_1 \dots \theta_p, \sigma_a^2$, которые также будут определены из исходной информации.

Рассмотрим основные параметры интегрированных моделей авторегрессии – скользящего среднего:

- p – количество наблюдений, заложенных в модель;
- d – порядок дифференцирования;
- q – размер окна скользящего среднего.

Например, процесс порядка (p, d, q) может быть описан следующим образом:

$$w_t = \phi_1 w_{t-1} + \dots + \phi_p w_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (5)$$

$$\phi(B)w_t = \theta(B)a_t, \quad (6)$$

где $w_t = (1 - B)^d z_t = \nabla^d z_t$. Следовательно, нестационарный процесс может быть описан моделью, после того, как в процессе дифференцирования станет стационарным. Таким образом, слово «интегрированная» в названии ARIMA моделей означает, что нестационарный процесс может быть получен путем интегрирования стационарного процесса количеством раз, равным произведению $w_t d$.

Более общая форма для модели ARIMA может быть описана следующим образом:

$$\phi(B)\nabla^d z_t = \phi(B)z_t = \theta_0 + \theta(B)a_t, \quad (7)$$

где $\phi(B)$ стационарный авторегрессионный оператор, и он равен:

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p; \quad (8)$$

$\phi(B)$ - общий нестационарный оператор авторегрессии,

$\theta(B)$ - оператор среднего скользящего, который равняется:

$$\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q. \quad (9)$$

Прогноз с использованием модели ARIMA обычно происходят следующим образом. Например, должен быть сделан прогноз значения z_{t+1} ,

где параметр l превышает значение 1 на текущем временном шаге t . Каждое значение z_{t+1} может быть выражено в терминах дифференциального уравнения, как бесконечная взвешенная сумма текущих и предыдущих шумов, либо как бесконечно взвешенная сумма предыдущих и случайных шумов соответственно:

$$z_{t+1} = \varphi_1 z_{t+1-1} + \dots + \varphi_{p+d} z_{t+1-p-d} + a_{t+1} - \theta_1 a_{t+1-1} - \dots - \theta_q a_{t+1-q}, \quad (10)$$

или

$$z_{t+1} = \sum_{j=0}^{\infty} \psi_j a_{t+1-j}, \quad (11)$$

Или после некоторых упрощений:

$$z_{t+1} = \sum_{j=1}^{\infty} \pi_j z_{t+1-j} + a_{t+1}. \quad (12)$$

Прогнозирование, основанное на средней квадратичной ошибке, описывается условным математическим ожиданием значения $\tilde{z}_{t+1}$, если значения $\tilde{z}_t, \tilde{z}_{t-1}$ уже известны:

$$[\tilde{z}_{t+1}] = E[\tilde{z}_{t+1} | \tilde{z}_t, \tilde{z}_{t-1}, \dots]. \quad (13)$$

Самый простой способ расчета прогноза, используемый на практике - путем дифференцирования уравнения:

$$[\tilde{z}_{t+1}] = \varphi_1 [\tilde{z}_{t+1-1}] + \dots + \varphi_{p+d} [z_{t+1-p-d}] + [a_{t+1}] - \theta_1 [a_{t+1-1}] - \dots - \theta_q [a_{t+1-q}]. \quad (14)$$

Вычисление условного математического ожидания производится путем подстановки реальных значений тогда, когда они становятся известны (z , a), предсказанных значений z для следующих прогнозов и значений $a = 0$ для будущих значений белого шума. Часто процесс прогноза начинается с аппроксимации неизвестных значений нулевыми значениями. Вероятностные

пределы процесса прогнозирования могут быть получены во-первых путем расчета весов:

$$\psi_0 = 1, \quad (15)$$

$$\psi_1 = \varphi_1 - \theta_1, \quad (16)$$

$$\begin{aligned} \psi_2 &= \varphi_1 \psi_1 + \varphi_2 - \theta_2 \\ &\vdots \\ \psi_j &= \varphi_1 \psi_{j-1} + \dots + \varphi_{p+d} \psi_{j-p-d} - \theta_j, \end{aligned} \quad (17)$$

где $\theta_j = 0, j > q$. Второй вариант определения вероятностных пределов включает в себя подстановку весов на каждом требуемом уровне вероятности ε и времени l в уравнение:

$$\tilde{z}_{t+1}(\pm) = [\tilde{z}_{t+1}] \pm u_{\varepsilon/2} (1 + \sum_{j=1}^{l-1} \psi_j^2)^{1/2} \cdot \sigma_a, \quad (18)$$

обычно на практике значение σ_a заменяется оценкой стандартного отклонения S_a процесса белого шума. Прогноз может быть обновлен, когда новое отклонение z_{t+1} станет известным, и далее он будет корректироваться на значение $t+1$, с помощью расчета новой ошибки прогноза:

$$a_{t+1} = \tilde{z}_{t+1} - \tilde{z}_t(1). \quad (19)$$

После чего используется разностное уравнение, в котором значение t заменяется на значение $t+1$. Остальные возможные методы используют прогнозы $z_t(1), z_t(2), \dots, z_t(L)$, на времени t для того, чтобы получить первые $L-1$ значений прогноза $z_{t+1}(1), z_{t+1}(2), \dots, z_{t+1}(L-1)$ в момент времени $t+1$.

$$\tilde{z}_{t+1}(l) = z_t(l+1) + \psi_1 a_{t+1}, \quad (20)$$

Далее создается последний прогноз $z_{t+1}(L)$ с помощью дифференциальных уравнений. В дополнение прогноз может быть описан, как интегрированная форма или взвешенная сумма предыдущих наблюдений.

Наиболее часто встречающиеся виды нестационарных моделей следующие: (0, 1, 1), (0, 2, 2), (1, 1, 1). Модели, не имеющие сезонной компоненты, обычно не имеют значения параметров p, d, q , больших двум.

Для того чтобы описать стационарные и нестационарные процессы интегрированной модели авторегрессии – скользящего среднего существует метод ARIMA. Например, процесс упорядочивания последовательности (p, d, q) может быть описан с помощью следующего выражения:

$$w_t = \phi_1 w_{t-1} + \dots + \phi_p w_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}, \quad (21)$$

или

$$\phi(B)w_t = \theta(B)a_t, \quad (22)$$

где $w_t = (1 - B)^d z_t = \nabla^d z_t$.

4.2 Применение модели ARIMA для прогнозирования месячной добычи месторождения X

В этой части работы модель типа ARIMA будет использована для прогнозирования месячной добычи месторождения X на краткосрочные периоды – до одного года. Первым шагом нужно будет проанализировать временной ряд добычи. Имеющиеся данные за последние 13 лет добычи (Рисунок 4.1) представляют собой довольно надежную базу для составления прогноза.

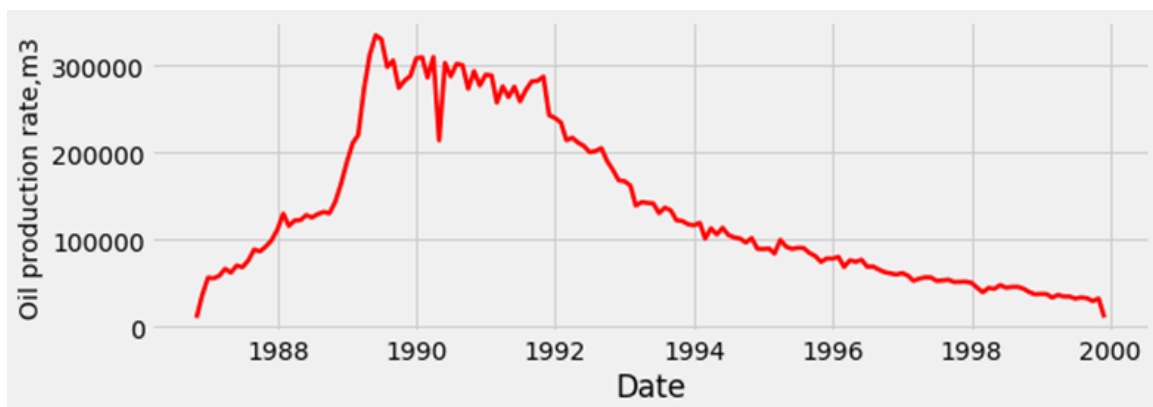


Рисунок 4.1 - Месячная добыча нефти

Результаты анализа данного ряда приведены в Таблице 4.1. Высокий коэффициент вариации показывает, что ряд имеет значительный разброс, что означает, что вероятнее всего ряд не стационарен. Для использования модели ARIMA необходимо будет его продифференцировать, для достижения стационарности.

Таблица 4.1 — Статистика ряда месячной добычи месторождения X

Количество значений	158
Среднее значение	135393.21
Стандартное отклонение	92006.47
Минимум	9958.96
Максимум	334868.17
Коэффициент вариации	0.68

Для того, чтобы точно определить является ли ряд стационарным, проводится тест Дики-Фуллера. Эта методика представляет собой тест на наличие единичных корней временного ряда. Проверяется значение коэффициента ϕ в авторегрессионном уравнении (21), если данное значение равно единице, то процесс имеет единичный корень и ряд не является стационарным, а представляет собой интегрированный временной ряд

первого порядка. Тест Дики-Фуллера показал, что с вероятностью 79 % ряд имеет единичные корни, что говорит о том, что временной ряд, представляющий собой месячную добычу с месторождения, не является стационарным и необходимо будет произвести его дифференцирование [19]. На Рисунке 4.2 представлен данный ряд, после дифференцирования первого порядка. Повторный тест Дики-Фуллера показал, что ряд имеет единичные корни с вероятностью 0,0003, что показывает его стационарность. Благодаря тесту Дики-Фуллера был определен один из параметров модели ARIMA - порядок дифференцирования d , равный 1.

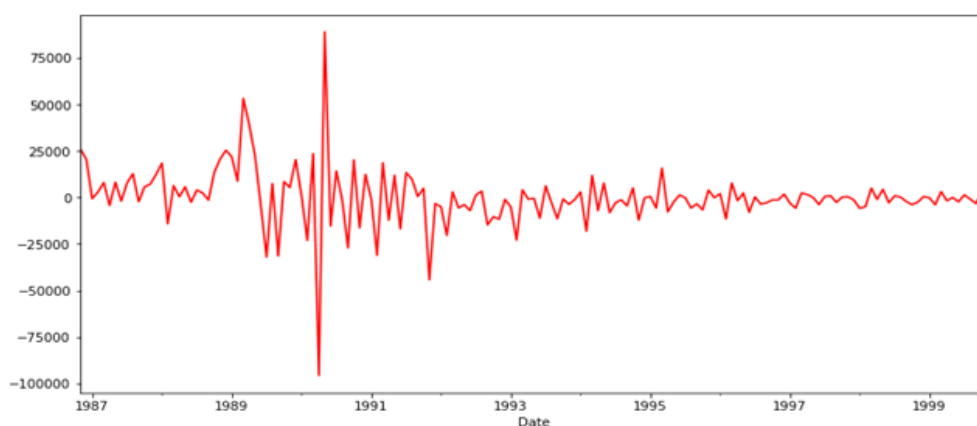


Рисунок 4.2 - Временной ряд добычи нефти после дифференцирования первого порядка

Следующим шагом анализа ряда будет определение параметров p и q модели. Одним из вариантов является построение функций автокорреляции и частичной автокорреляции. С помощью функции автокорреляции можно определить размер окна скользящего среднего q , путем нахождения количества коэффициентов автокорреляции, значительно отличающихся от нулевых значений в модели скользящего среднего. Функция частичной автокорреляции необходима для определения параметра p , с помощью нахождения количества коэффициентов модели авторегрессии, также значительно отличных от нулевых значений [3]. Функции автокорреляции и

частичной автокорреляции для интересующего временного ряда добычи нефти представлены на Рисунках 4.3, 4.4 соответственно.

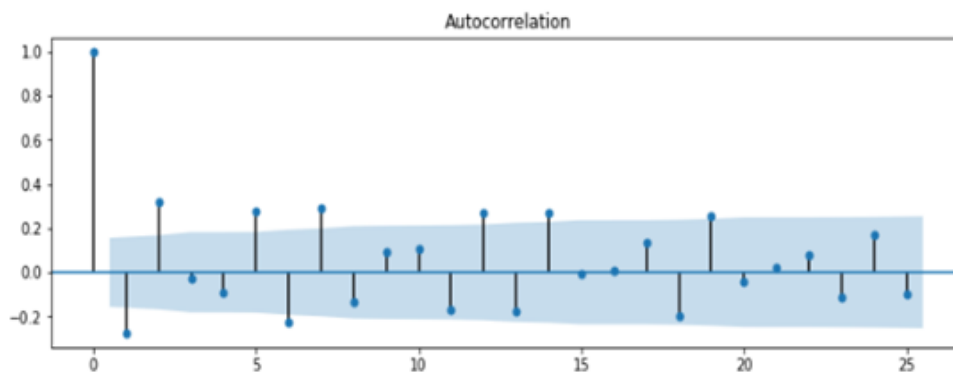


Рисунок 4.3 - Функция автокорреляции

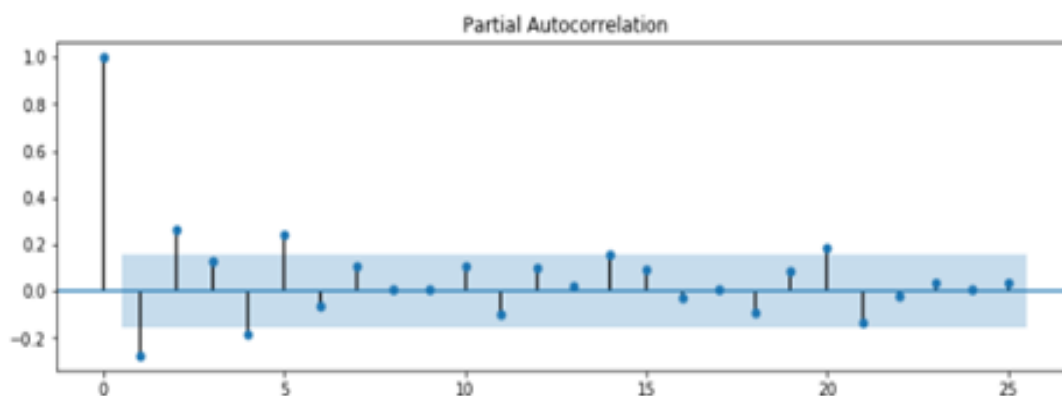


Рисунок 4.4 - Функция частичной автокорреляции

В результате работы с данными функциями были определены параметры p и q , равные 1.

Далее, необходимо создать модель ARIMA с параметрами, определенными выше. В языке Python существует библиотека Statsmodels, помощью которой можно работать со статическими моделями. Большим плюсом библиотеки является наличие инструментов для анализа и прогнозирования временных рядов. Модель ARIMA была создана следующим образом:

- исходный датасет был разделен на две части: тренировочную и тестовую;
- была вызвана функция ARIMA библиотеки Statsmodels с использованием параметров p , d , q , полученных выше;
- модель была построена на основе тренировочной части временного ряда с помощью метода `fit`.

Оценка качества полученной модели является важным вопросом и обычно осуществляется с помощью процесса валидации модели. Данный процесс производится разделением исходного датасета на тренировочную и тестовую части систематическим образом, например как в методе кросс-валидации по k блокам. В этом случае исходная информация делится на количество одинаковых по размеру блоков, равное k , после чего один блок откладывается для тестирования используемой модели, а остальные задействуются в процессе тренировки модели. Этот процесс повторяется столько раз, на сколько блоков был разделен начальный датасет, при этом каждый блок один раз выступает в качестве тестового. В итоге получается k результатов, которые комбинируются и усредняются.

Однако временные ряды не могут быть разбиты случайным образом, поскольку значения ряда имеют строгую временную взаимосвязь. Перемешивание данных может привести к потере структуры ряда и потери связи между его элементами. Поэтому, предлагается использовать пошаговую валидацию (Walk-Forward Validation) или также называемую валидацию с расширяющимся окном (validation on expanding window), в которой тренировочная часть будет увеличиваться каждый раз, при появлении новой информации [37]. Схема валидации такого типа представлена на Рисунке 4.5.

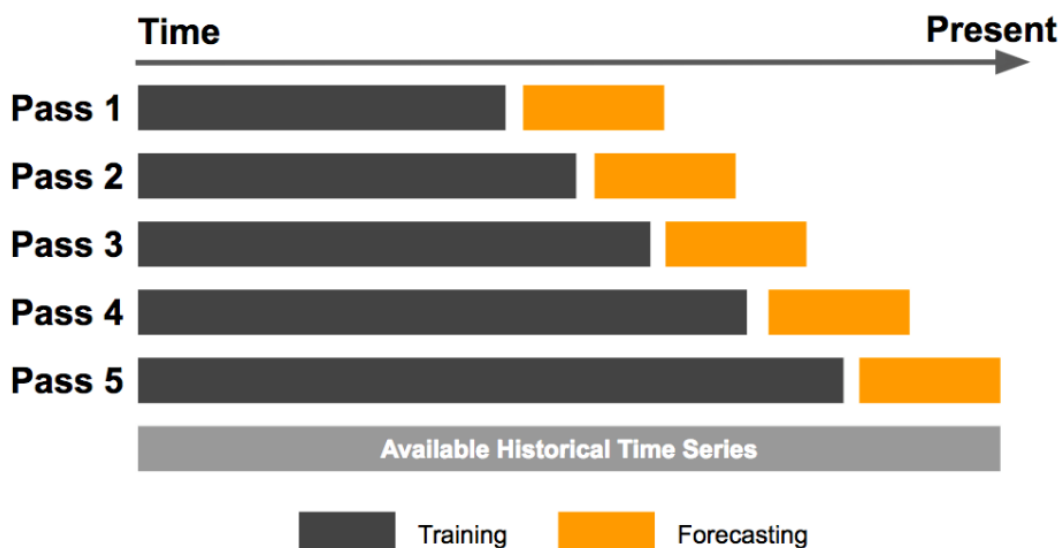


Рисунок 4.5 - Пошаговая валидация с расширяющимся окном

Модель будет начинать обучаться на небольшом количестве данных временного ряда и предсказывать на необходимое количество временных шагов. Далее, будет рассчитываться ошибка (функция потерь), для ее оценки была выбрана средняя абсолютная ошибка в процентах (MAPE), которая рассчитывается по формуле:

$$M = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right| \cdot 100\%, \quad (23)$$

где A_t – истинное значение;

F_t – предсказанное значение;

n – количество наблюдений.

После чего, истинные значения предсказанных на этом этапе временных шагов, будут добавлены в тренировочную часть датасета, и модель будет обучаться снова, но уже на большем количестве данных. В итоге, тренировочная выборка будет пошагово увеличиваться, пока не дойдет до последнего значения ряда.

Таким образом, для построения модели важно правильно подобрать следующие параметры:

— количество наблюдений, заложенных в модель – p ; порядок дифференцирования – d ; размер окна скользящего среднего – q , равные (1,1,1);

— метрику качества прогнозирования – средняя абсолютная ошибка в процентах (MAPE);

— тип валидации – валидация с расширяющимся окном (validation on expanding window);

— минимальное количество значений, необходимых для тренировки модели на первом шаге (будет описано ниже).

В результате, с помощью языка программирования Python, был сделан прогноз месячной добычи месторождения X на временные периоды три, шесть и 12 месяцев (Рисунки 4.6, 4.7). Средняя ошибка прогнозов и минимальное количество тренировочных данных указаны в Таблице 4.2. На Рисунках 4.6 и 4.7 серый интервал представляет собой интервал прогнозирования – оценку неопределённости прогноза. Это такой интервал, в который будущее значение ряда попадет с заданной вероятностью. В данном случае интервал прогнозирования был построен с учетом 95 % вероятности.

Таблица 4.2— Прогнозирование на 3 и 6 месяцев

Кейс	Период прогнозирования	Тренировочный интервал	MAPE, %
№ 1	3 месяца	12 месяцев	7,28
№ 2	6 месяца	24 месяца	11,42

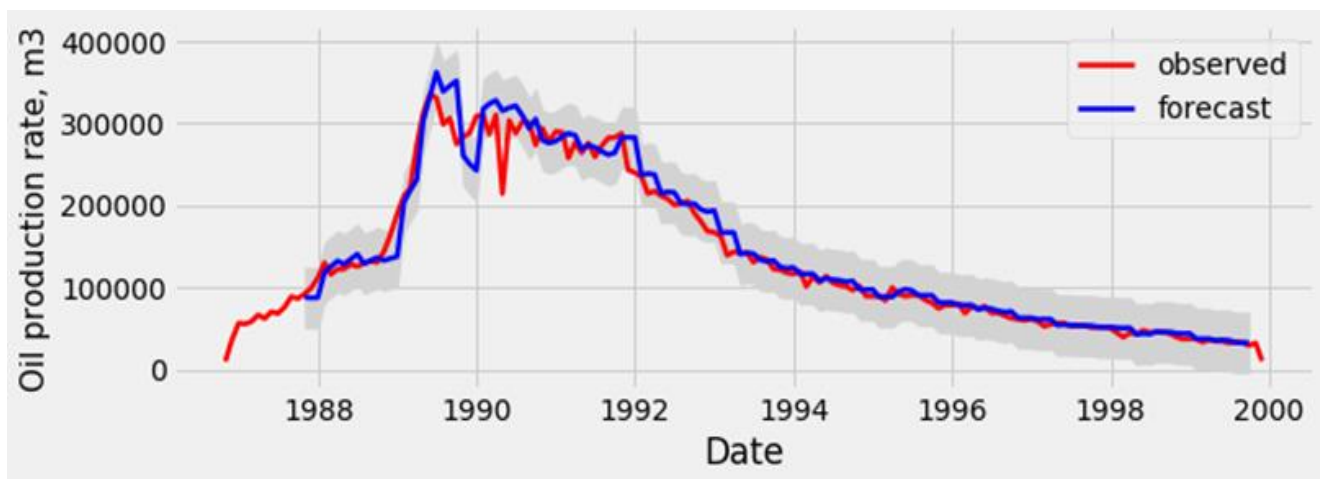


Рисунок 4.6 - Прогноз добычи нефти, выполненный на 3 месяца с использованием модели ARIMA

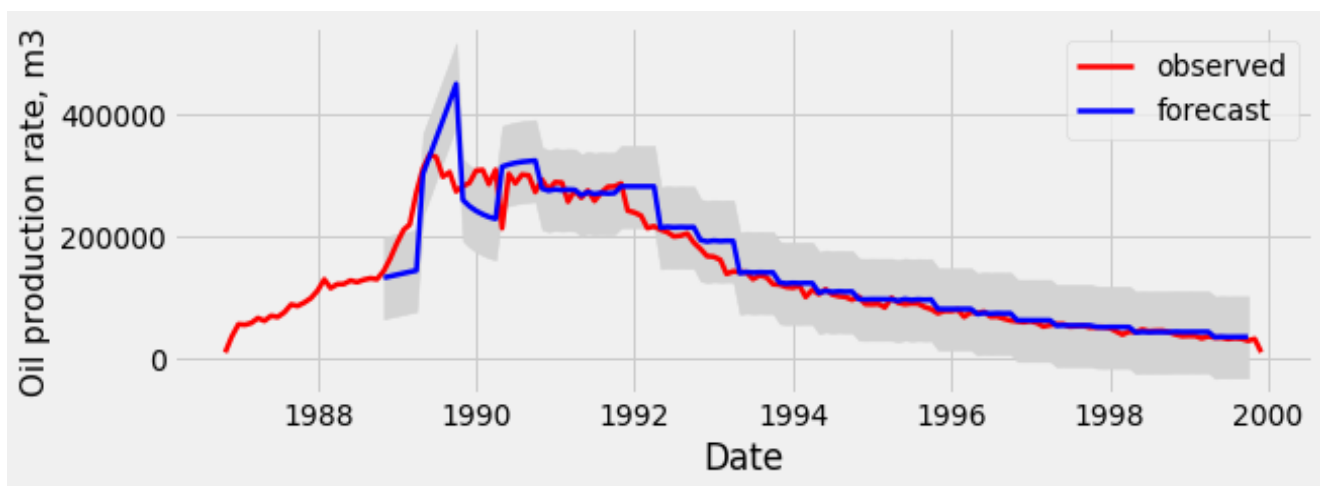


Рисунок 4.7 - Прогноз добычи нефти, выполненный на 6 месяцев с использованием модели ARIMA

Анализ полученных результатов прогнозирования позволяет сделать следующие выводы:

- прогнозы, выполненные на временные периоды более 6 месяцев, будут иметь все большую погрешность, прогноз для 12 месяцев показал ошибку равную 18 %;
- тип валидации с расширяющимся окном показал хорошие результаты при работе с моделями типа ARIMA;

— переобучение модели при появлении новой информации в выбранном типе валидации имитирует процесс появления новых данных по добыче.

5. Прогнозирование, основанное на анализе временных рядов с использованием структурной модели

В предыдущей главе прогнозирование добычи было сделано для всего месторождения. Во время разработки месторождения могут потребоваться прогнозы и для отдельно взятых скважин, что и будет освещено в данной главе. Более того, имея ежедневные замеры забойного давления на скважинах, можно попробовать учесть эти данные в модели вместе с дебитами для получения более детальных прогнозов. Для этой цели будет использован один из алгоритмов машинного обучения – «Случайный лес (Random Forest) ».

5.1 Теоретическая часть алгоритма «Случайный лес»

Двумя главными задачами, которые решаются методами машинного обучения, являются задачи классификации и регрессии. Поскольку целью данной работы является прогнозирование добычи, с точки зрения машинного обучения, будет решаться задача регрессии, а именно составление прогноза, основываясь на имеющейся выборке объектов.

Одним из алгоритмов, который очень часто применяется для обоих типов задач, является «Случайный лес». Он представляет собой ансамблевый методов машинного обучения, использующий большое количество решающих «деревьев». Решающими «деревьями» называется семейство моделей, с помощью которых можно составлять нелинейные зависимости любой сложности и решать основные задачи. Данные «деревья» состоят из «листьев», содержащих значения целевой функции и «веток» – характеристик (атрибутов), от которых зависят значения целевых функций

[43]. «Случайный лес» объединяет множество деревьев «решений» для усиления результатов. Схема алгоритма представлена на Рисунке 5.1.

В настоящее время данный метод машинного обучения активно используются в нефтегазовой индустрии, а также для определения геологических рисков, примером может служить работа [31].

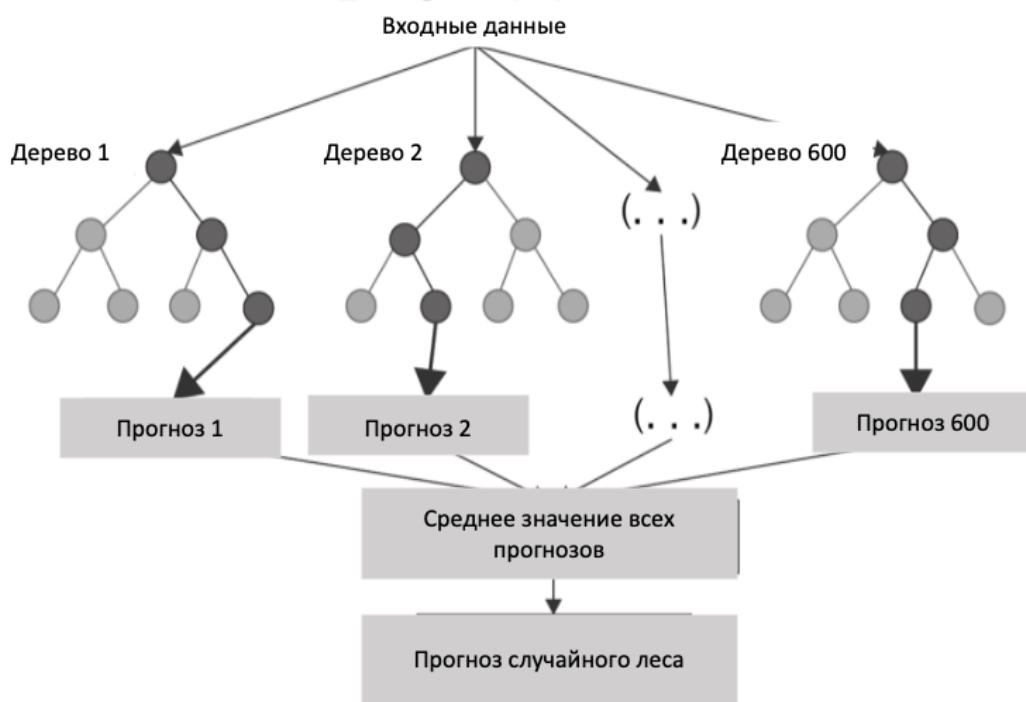


Рисунок 5.1 - Схема случайного леса

В алгоритме «Случайный лес» каждое дерево создается на основе обучающей части данных и для формирования каждого разветвления дерева задается случайная выборка параметров. Принцип работы решающих деревьев основан на независимой друг от друга работе и исключает какое-либо взаимное влияние. Метод «случайного леса» активно используется по следующим причинам [44]:

- высокая точность метода;
- эффективная работа с большими массивами данных;
- уменьшение вероятности переобучения модели;
- возможность работы метода с различными типами данных;

- существование схемы валидации.

Существенными недостатками метода являются:

- достаточная трудоемкость метода при его реализации,
- требование большого количества времени для вычисления, а также объемов накопительной памяти для последующего хранения результатов моделей;
- ансамбль методов случайного леса более сложен в интерпретации, нежели обычные деревья.

Реализация метода случайного леса на языке программирования Python для задачи регрессии осуществляется с помощью библиотеки Scikit-learn путем использования функции RandomForestRegressor. Данная функция имеет несколько основных параметров (гиперпараметров), которые можно изменять для достижения лучшей качества работы модели (Таблица 5.1).

Таблица 5.1 – Гиперпараметры функции RandomForestRegressor

Гиперпараметр	Описание	Значение
n_estimators	количество решающих деревьев	100
criterion	критерий расщепления	средняя квадратичная ошибка
max_depth	максимальная глубина дерева	-
min_samples_split	минимальное количество значений, при которых выполняется расщепление	2
min_samples_leaf	ограничение на число объектов в листьях	1

5.2 Неопределенности в машинном обучении

Информация и теория вероятности являются общими инструментами для работы с неопределенностями. Теория вероятности помогает анализировать производительность моделей при наличии неопределённостей, теория информации позволяет людям оценивать неопределенности и распределение вероятностей. Машинное обучение зачастую сталкивается с неопределенной и недетерминированной информацией.

Были определены три возможных источника неопределенностей: первый касается присущей стохастической системе, второй связан с несовершенством сбора данных, что естественно приводит к неполному описанию рассматриваемой системы. Последний источник неопределенности связан с использованием модели, которая будет игнорировать часть наблюдаемой информации.

Теория вероятностей помогает определить вероятность того, что суждение является истинным, принимая во внимание вероятность других суждений посредством предоставления набора формальных правил. Очень часто необходимо знать вероятность события при условии, что произошло другое событие, и в таких случаях используется условная вероятность. К этой вероятности можно отнести вероятность Байеса [18], которая активно используется в машинном обучении. Теорема Байеса касается вероятности события на основе прежних знаний об условиях, которые могут быть связаны с событием, и может быть математически описана следующим образом:

$$P(A | B) = \frac{P(B | A) \cdot P(A)}{P(B)}, \quad (24)$$

где $P(A|B)$ – условная вероятность того, что произойдет событие A , при условии, что событие B уже произошло;

$P(B|A)$ – условная вероятность того, что произойдет событие B , при условии, что событие A уже произошло,

$P(A)$, $P(B)$ – вероятность того, что произойдет событие A или B соответственно.

Байесовская статистика использует вероятность, чтобы показать степень неопределенности в знаниях. В этом методе набор данных наблюдается непосредственно и, следовательно, он не является случайным, в то время как истинный параметр, называемый θ , неизвестен или неопределен, и он представлен в виде случайной величины.

Если существует набор данных $\{x_1, \dots, x_m\}$, влияние параметров на событие θ можно оценить с помощью правила Байеса:

$$p(\theta | x_1, \dots, x_m) = \frac{p(x_1, \dots, x_m | \theta) \cdot p(\theta)}{p(x_1, \dots, x_m)}. \quad (25)$$

Сначала знания о θ выражаются с использованием предварительного распределения вероятностей, $P(\theta)$, которое обычно выбирается достаточно широким, чтобы отражать высокий уровень неопределенности перед началом анализа данных. Обычно предыдущее распределение вероятностей начинается как относительно равномерное или гауссово распределение с высоким уровнем энтропии, а наблюдение данных приводит к уменьшению энтропии апостериорных распределений. Байесовский подход помогает делать прогнозы, используя полное распределение по истинному параметру. После просмотра m примеров прогноз для следующей выборки данных x_{m+1} можно выразить следующим образом:

$$p(x_{m+1} | x_1, \dots, x_m) = \int p(x_{m+1} | \theta) \cdot p(\theta | x_1, \dots, x_m) d\theta. \quad (26)$$

В этом уравнении каждое значение θ с положительной плотностью вероятности вносит вклад в предсказание следующей выборки с вкладом, взвешенным самой апостериорной плотностью. Байесовский подход к работе

с неопределенностью в оценке состоит в интегрировании по этой неопределенности.

5.3 Применение метода «Случайный лес» для прогноза добычи

Как было описано ранее входными параметрами для алгоритма «случайный лес» будут являться забойное давление на скважине и суточная добыча нефти.

Задача прогнозирования с использованием исторических данных, как уже упоминалось, относится к задаче регрессии, а среди категорий машинного обучения к категории «обучение с учителем». Это означает, что модель «учится» на тренировочных данных, а затем делает прогноз на тестовых данных.

Для того чтобы использовать временные ряды в алгоритме машинного обучения, основанного на категории «обучение с учителем», необходимо произвести их трансформацию в данные, имеющие виде признаков (feature engineering). Более точно данные признаки будут называться признаками сдвига (lag features). Например, если необходимо сделать прогноз добычи на один день вперед (обведен синим овалом), имея при этом значения по добыче за два предыдущих дня и значения забойного давления за три дня (включая день, для которого нужно предсказать добычу), данные в виде признаков сдвига будут выглядеть следующим образом (Рисунок 5.2).

BHP_lag_0	BHP_lag_1	BHP_lag_2	Prod_lag_0	Prod_lag_1	Prod_lag_2
66	57.0	57.0	44.988	34.027	47.923
63	66.0	57.0	44.988	44.988	34.027
61	63.0	66.0	44.988	44.988	44.988
61	61.0	63.0	44.988	44.988	44.988
59	61.0	61.0	45.310	44.988	44.988

Рисунок 5.2 - Пример входных данных, представленных в виде признаков сдвига (lag features)

На данном рисунке сокращение ВНР означает забойное давление, Prod – добычу нефти, lag_№ - номер дня. После приведения данных к виду признаков сдвига необходимо их разделить на тренировочную и тестовую части. С помощью тренировочной части будет происходить обучение алгоритма, а его качество будет проверено тестовыми данными. Для примера, описанного выше, тренировочные признаки X_train представлены на Рисунке 5.3, а значения, которые необходимо предсказать y_train – на Рисунке 5.4.

	BHP_lag_0	BHP_lag_1	BHP_lag_2	Prod_lag_1	Prod_lag_2
2	66	57.0	57.0	34.027	47.923
3	63	66.0	57.0	44.988	34.027
4	61	63.0	66.0	44.988	44.988
5	61	61.0	63.0	44.988	44.988
6	59	61.0	61.0	44.988	44.988

Рисунок 5.3 - Тренировочные признаки X_train

Prod_lag_0	
2	44.988
3	44.988
4	44.988
5	44.988
6	45.310

Рисунок 5.4 - Матрица ответов y_{train}

Если приводить пример на реальных условиях (Рисунок 5.5), то для того, чтобы предсказать добычу нефти на три месяца (06.1988-09.1988 – красная линия), необходимо:

- использовать добычу нефти за предыдущие 9 месяцев добычи (09.1987-06.1988, зеленая линия) в качестве первого признака;
- использовать значения давления на забое скважины за 12 месяцев (синяя линия) в качестве второго признака.

Давление на забое скважины считается известным техническим параметром, который может быть измерен.

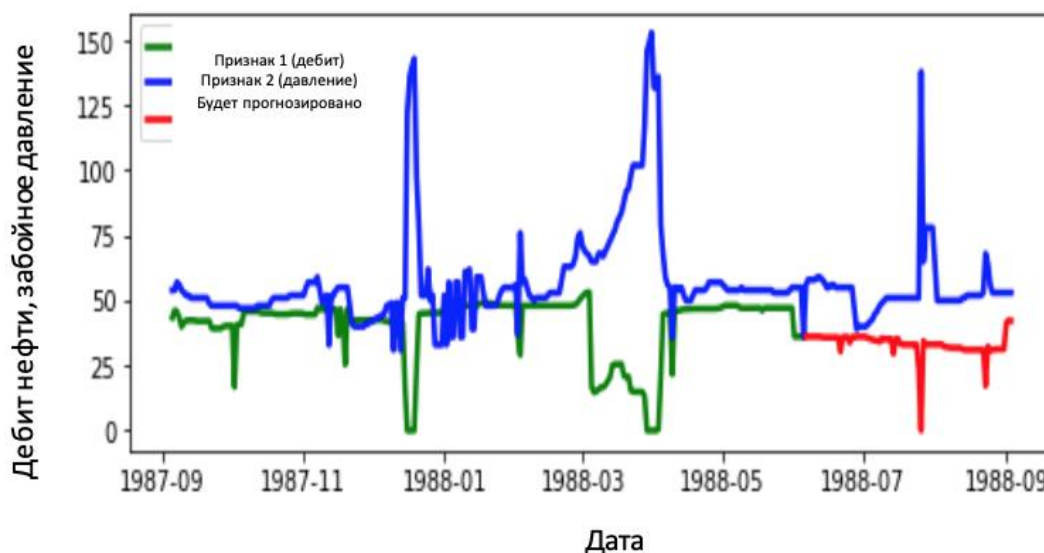


Рисунок 5.5 - Входные параметры в виде признаков сдвига

При таком преобразовании временных рядов, валидация будет осуществляться автоматически в виде валидации типа «скользящее окно», представлена на Рисунке 5.6. В результате чего признаки сдвига будут «пробегаться» по датасету, добавляя новые прогнозы к каждому временному шагу [37,38].

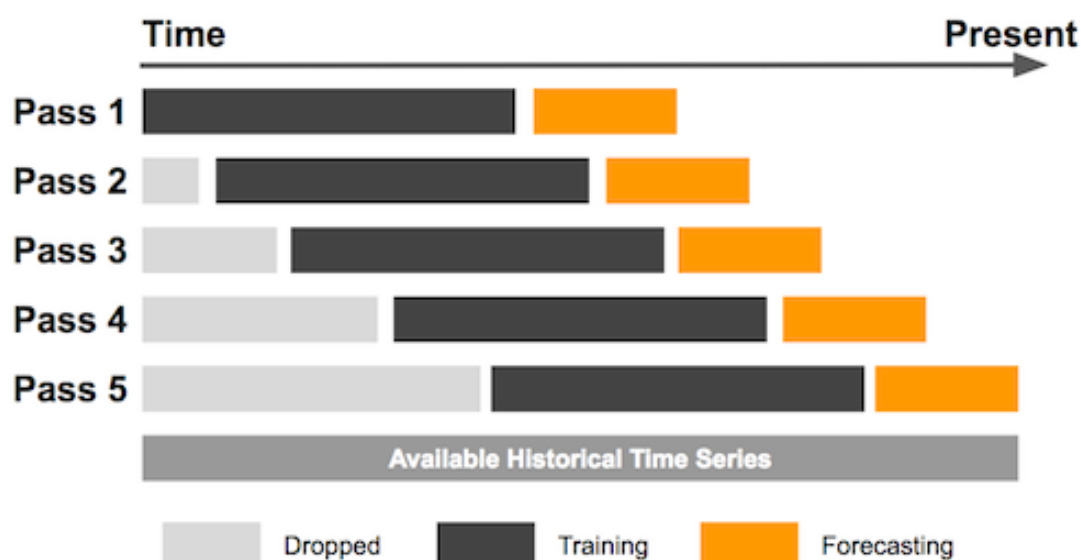


Рисунок 5.6 - Тип валидации «скользящее окно»

Первоначально было произведено пилотное прогнозирование на 10 дней, основываясь на предыдущих 20 днях исторической добычи и 30 днях значений давления на забое скважины. Результаты прогнозирования представлены в Таблице 5.2.

Таблица 5.2 — Анализ прогноза на 10 дней для всех групп скважин

Группа	Количество скважин	Ср. ошибка, м3
a)	25	3,77
b)	23	5,33
c)	31	4,63
d)	18	20,05

Качество прогноза было оценено путем расчета средней абсолютной ошибки (MAE), по формуле:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |A_t - F_t|, \quad (27)$$

где A_t – истинное значение;

F_t –предсказанное значение;

n – количество наблюдений.

Данная метрика была выбрана, поскольку в данных имеется большое количество дней с нулевым значением добычи. Было выявлено, что скважины из группы d) характеризуются наибольшим значением абсолютной ошибки. Прогнозы для данной группы скважин выглядят идентично прогнозу для скважины № 52, профиль и прогноз для которой представлены на Рисунках 5.7 и 5.8. Такая большая ошибка для скважин группы d) может возникать по следующим причинам:

- практически постоянное значение дебитов с редкими колебаниями;
- резкое уменьшение дебита до нуля;
- относительно маленький период работы скважины, до 4х лет.

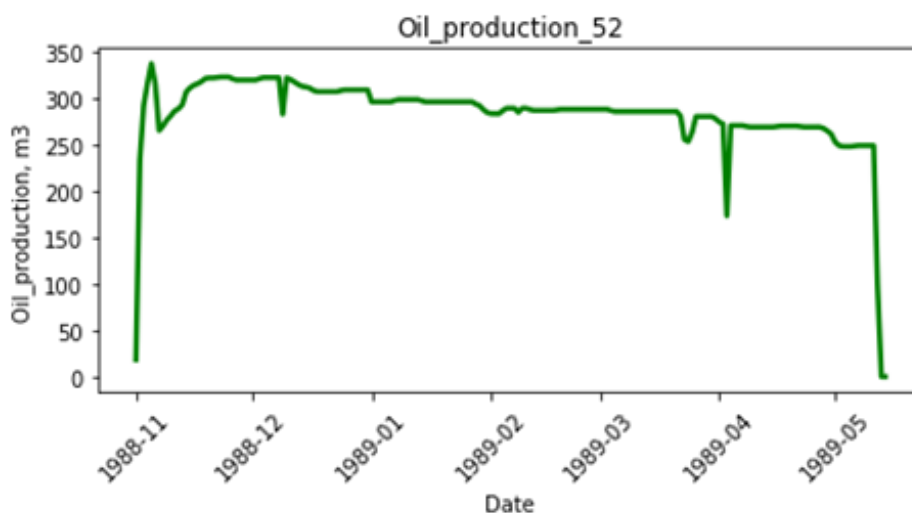


Рисунок 5.7 - Истинный профиль добычи скважины 52

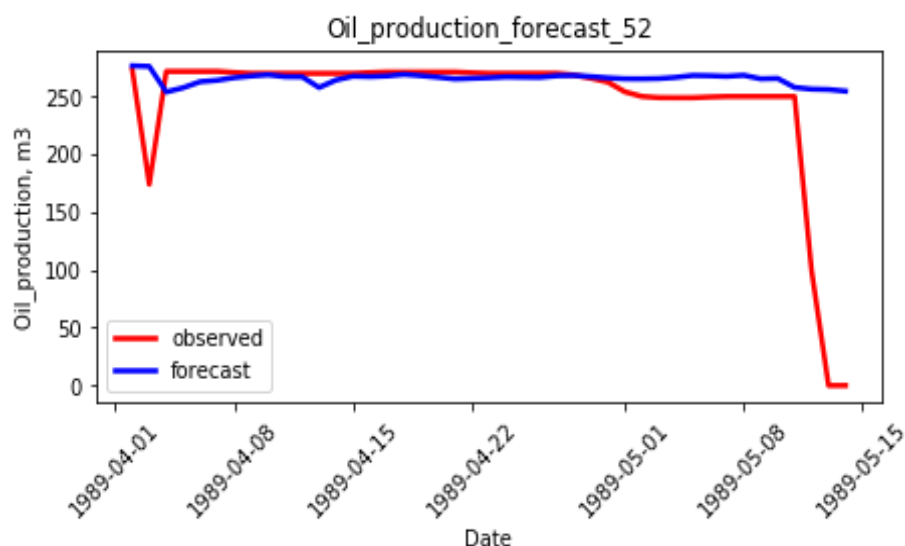


Рисунок 5.8 - Предсказанный профиль добычи скважины 52

Таким образом, предсказание для скважин группы d) может быть неточным не зависимо от периода времени, на который он производится, поскольку модель не может предсказать ситуации, которые не происходили в тренировочной части датасета. Поэтому, из дальнейших предсказаний скважины группы d) будут исключены, ввиду довольно очевидного поведения профиля добычи. Касательно других групп скважин, для них предсказания будут сделаны на один, три и шесть месяцев, с использованием извлечения признаков сдвига (lag features) и валидации типа «скользящее окно», описанной выше. В Таблице 5.3 указаны размеры для скользящего окна алгоритма.

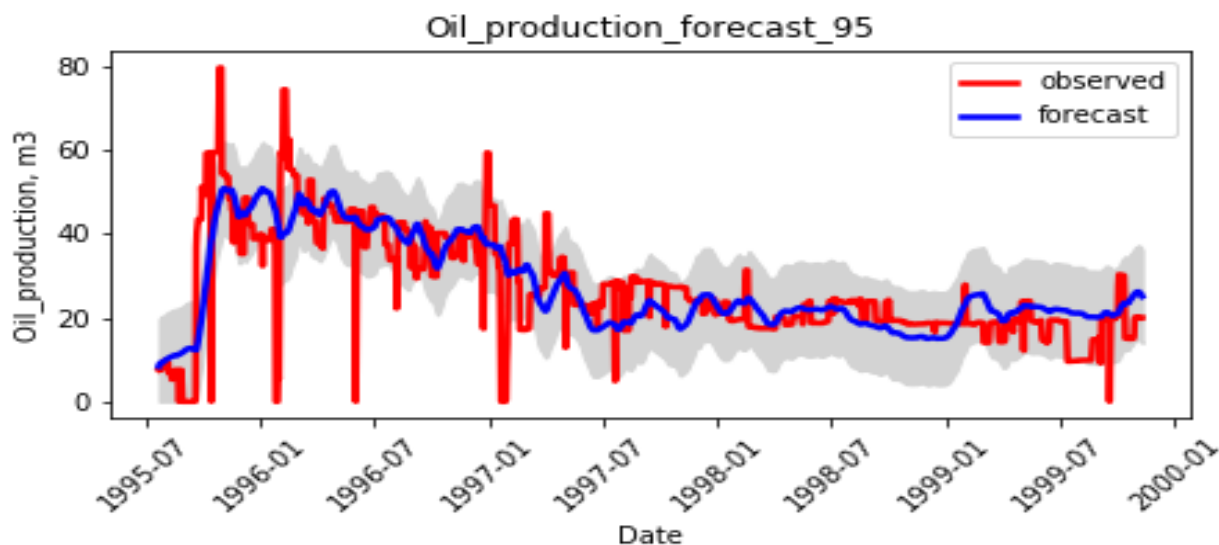
Таблица 5.3 – Необходимое число исторических данных для различных интервалов прогнозирования

Интервал прогнозирования	Количество дней с признаком забойное давление	Количество дней с признаком добыча нефти
1 месяц	90 дней	60 дней
3 месяца	270 дней	180 дней
6 месяцев	540 дней	360 дней

Прогнозирование на один месяц было осуществлено с использованием скользящего окна, размер которого составил 90 дней, что означает учет информации по забойному давлению за предыдущие 90 дней, учет информации по добыче нефти за предыдущие 60 дней. Среди всех скважин количество скважин со средней абсолютной ошибкой более 10 м^3 составило 12,7 %, а средняя абсолютная ошибка прогноза по всем скважинам равна $5,68 \text{ м}^3$.

1) Анализ результатов прогнозирования для скважин группы а)

Скважины данной группы имеют постепенно падающий профиль добычи. Средняя ошибка прогнозов превысила 10 м^3 в 12 % скважин. Для всех скважин группы средняя ошибка составила $4,88 \text{ м}^3$. Некоторые прогнозы представлены на Рисунке 5.9.



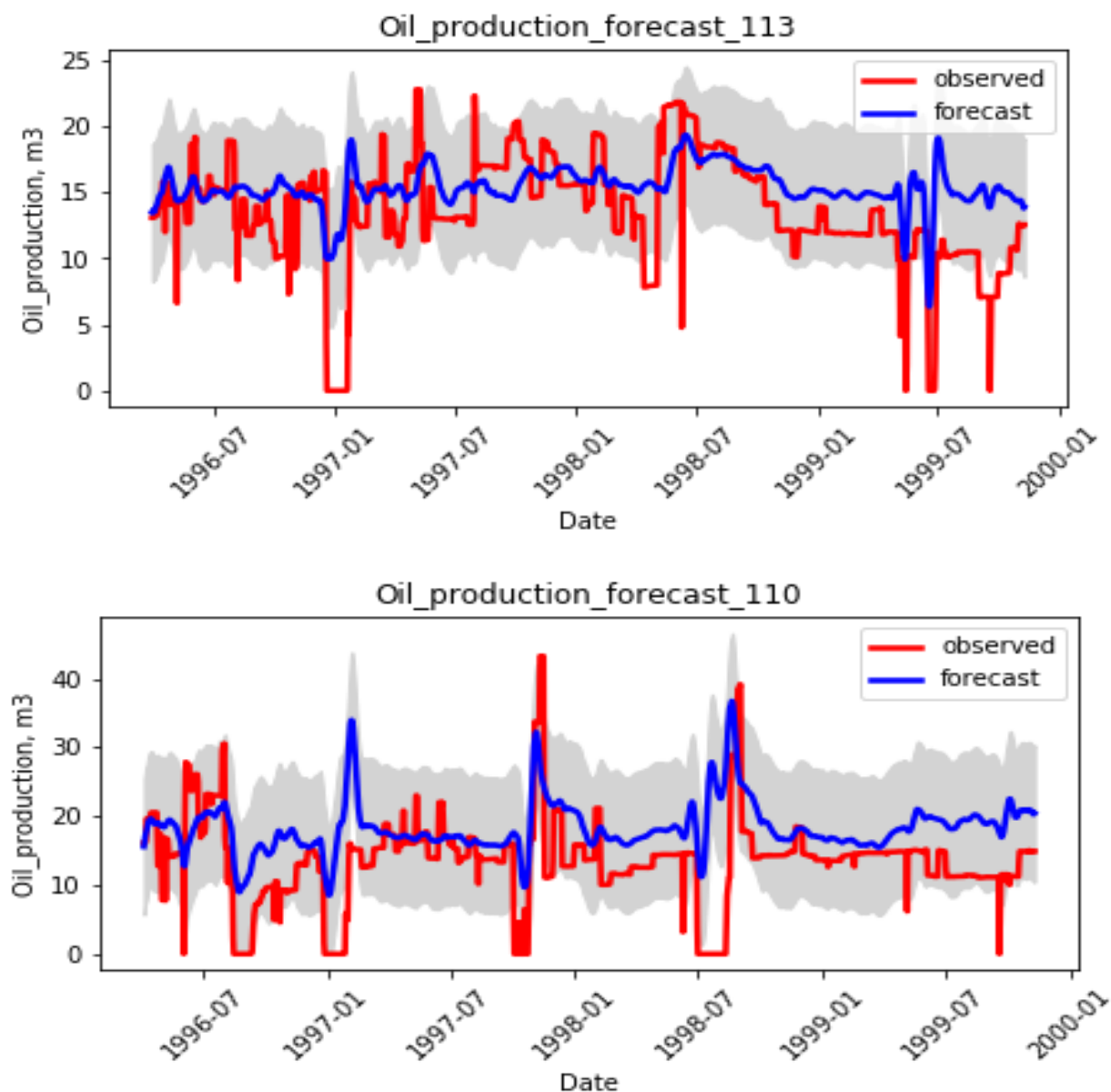


Рисунок 5.9 - Прогнозы для скважин группы а) на 1 месяц

2) Анализ результатов прогнозирования для скважин группы б) Профили добычи скважин этой группы имеют фазы роста, плато и снижения. Количество прогнозов в данной группе со средней ошибкой более 10 м^3 составляет 13 %, а средняя ошибка для скважин всей группы равна 6, 42 м^3 . Прогнозы для нескольких скважин этой группы продемонстрированы на Рисунке 5.10.

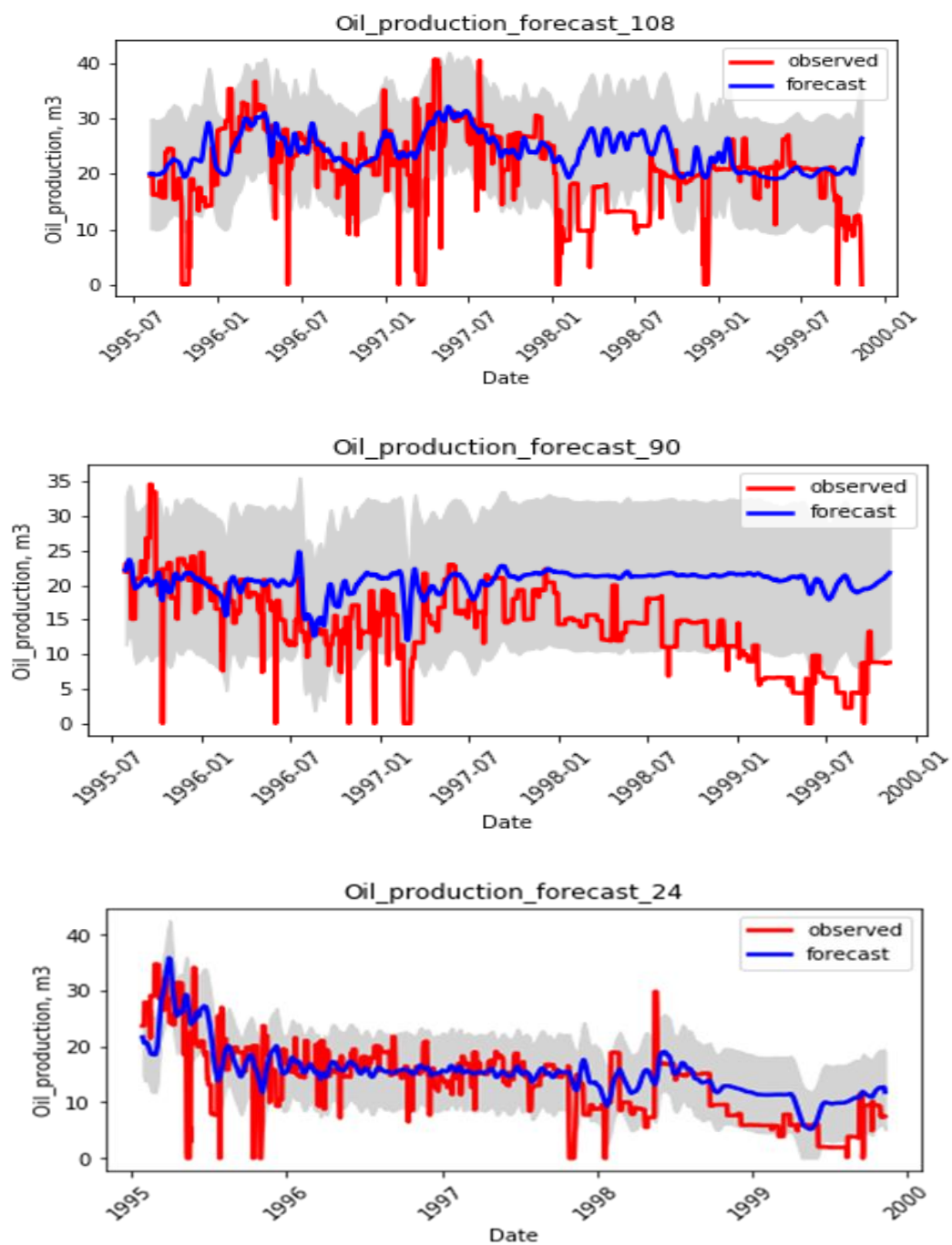


Рисунок 5.10 - Прогнозы для скважин группы b) на 1 месяц

3) Анализ результатов прогнозирования для скважин группы с)

Скважин группы с) имеют профили добычи, которые не имеют какого-либо постоянного тренда. Прогнозы со средней абсолютной ошибкой, превышающей 10 м^3 , составляют 13 % всех прогнозов. Средняя ошибка для всей группы равна $5,79 \text{ м}^3$. На Рисунке 5.11 представлены прогнозы для нескольких скважин.

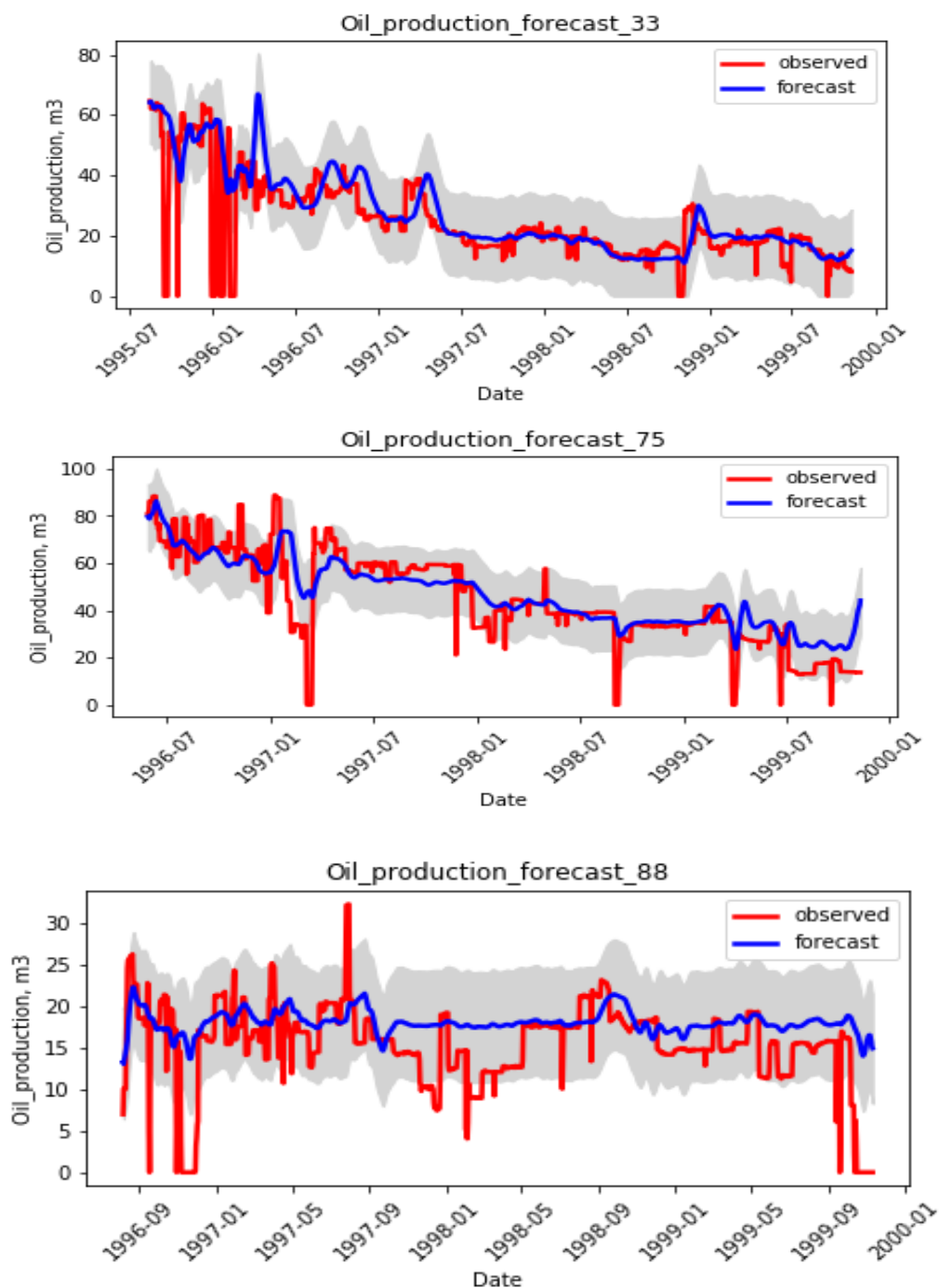


Рисунок 5.11 - Прогнозы для скважин группы с) на 1 месяц

Вывод и сравнение всех временных интервалов прогнозирования будет показан в таблице в конце данной главы.

Прогнозирование на период три месяца основано на ширине скользящего окна, ширина которого составила 270 дней, что означает была использована информация по забойному давлению за 270 предыдущих дней и информация по добыче нефти за предыдущие 180 дней.

Процент скважин со средней абсолютной ошибкой более 10 м^3 составил 18,9 %, а средняя ошибка равна $6,59 \text{ м}^3$. Из каждой группы была выбрана одна скважина для того, чтобы сравнить прогнозы на 3 месяца с прогнозами на 1 месяц. Данное сравнение представлено на Рисунке 5.12.

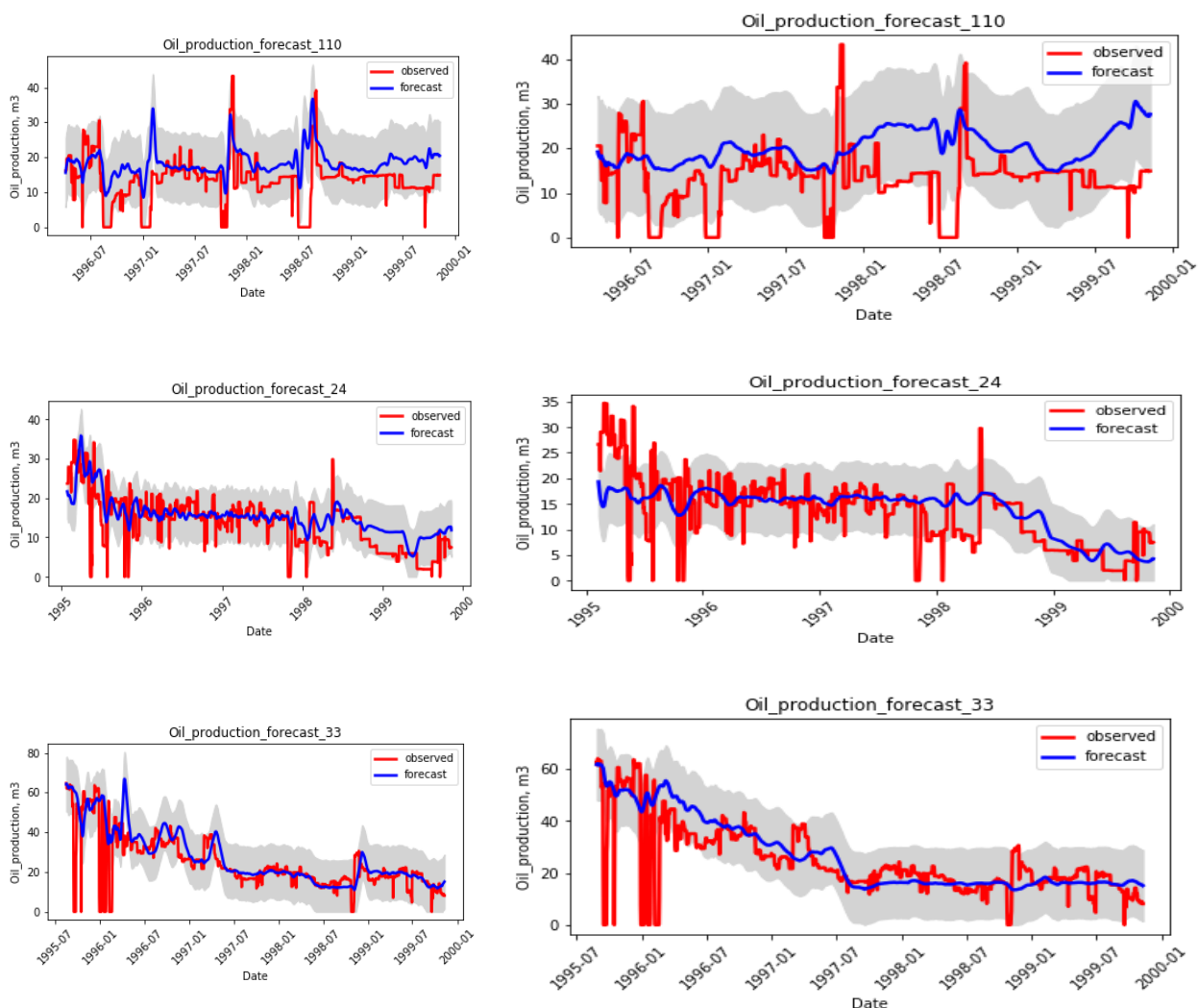


Рисунок 5.12 - Прогнозы для скважин групп а), б), с) на 1 месяц (слева) и на 3 месяца (справа)

Прогнозирование на шесть месяцев основано на ширине скользящего окна, равной 540 дням. Использовалась информация по забойному давлению за 540 предыдущих дней и информация по добыче нефти за 360 предыдущих дней. Количество скважин со средней ошибкой, превышающей 10 м^3 составило, 20,3 %. Средняя ошибка прогноза равна 7.35 м^3 . В каждой группе была выбрана одна скважина для сравнения с прогнозом на 1 месяц. Данное сравнение представлено на Рисунке 5.13.

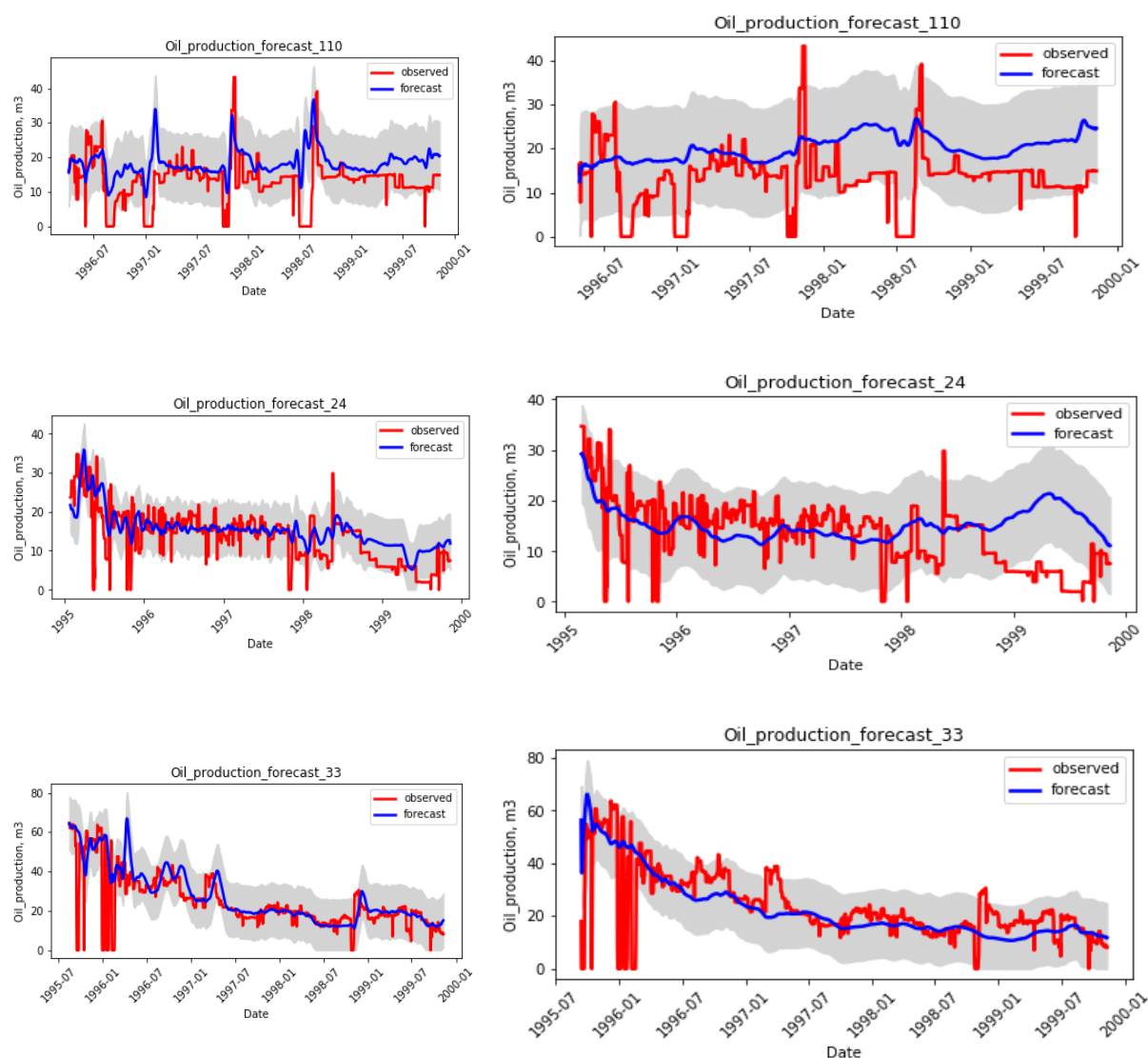


Рисунок 5.13 - Прогноз для скважин групп а), б), в) на 1 (слева) и 6 месяцев (справа)

Результаты всех прогнозов сведены в Таблицу 5.4.

Таблица 5.4 — Анализ прогнозов для всех групп скважин

	1 month		3 months		6 months	
group	MAE > 10 m ³	Average MAE	MAE > 10 m ³	Average MAE	MAE > 10 m ³	Average MAE
a)	12 %	4.88 m ³	12 %	5.19 m ³	12 %	5.86 m ³
b)	13 %	6.42 m ³	26 %	7.73 m ³	26 %	8.03 m ³
c)	13 %	5.79 m ³	23 %	6.89 m ³	23 %	7.8 m ³

Из таблицы видно, что прогнозы добычи для скважин группы b), имеющих несколько трендов в своих профилях добычи, показали наибольшую ошибку, в то время как прогнозы для скважин группы a), имеющих только один тренд в профиле, показали минимальную ошибку. Также, стоит отметить, что ошибка во всех группах увеличивается с увеличением периода прогнозирования.

6. Теоретические основы метода кривых падения дебита

Целью анализа кривых падения является предсказание значений дебита скважины или всего месторождения, основываясь на зависимостях дебита и накопленной добычи нефти от времени за предыдущие периоды разработки, то есть в основе лежат исторические данные по месторождению (скважине). Главным допущением метода является предположение о том, что факторы, контролирующие добычу нефти, остаются неизменными в течение будущего периода добычи, таким образом, найдя зависимость от времени, предоставляется возможность экстраполяции дебита на последующие периоды, с использованием алгебраических уравнений. Основными параметрами, влияющими на форму зависимостей, являются: запускные дебиты, производная и скорость падения дебита.

Данный метод прогнозирования может быть применим при выполнении следующих условий [49]:

- 1) анализируемый период добычи нефти должен быть устоявшимся и проходить при одинаковых условиях, например: постоянный диаметр штуцера на устье скважины, постоянное устьевое давление, постоянный уровень жидкости в скважинах;
- 2) также должно выполняться постоянство пластовых условий, например: постоянный скин-фактор, зона дренирования, проницаемость, наличие проницаемых границ.

В 1945 американским геологом Дж. Арпсом была получена зависимость дебита (накопленной добычи нефти) от времени, оказалось, что данное уравнение можно отнести к гиперболическому семейству. Было определено, что существует три возможные зависимости падения дебита: экспоненциальная, гармоническая и гиперболическая. Дж. Арпс обосновал эмпирическое уравнение, имеющее следующий вид:

$$q_t = \frac{q_i}{(1 + b \cdot D_i \cdot t)^{\frac{1}{b}}}, \quad (28)$$

где q_t — дебит в момент времени t баррель/день,

q_i — запускной дебит баррель/день,

D_i — начальная скорость падения дебита, день⁻¹,

b — экспонента падения Арпса.

Мгновенное значение параметра D выражается как производная логарифмического значения дебита по времени:

$$D = -\frac{\partial(\ln q)}{\partial t} = -\frac{1}{q} \frac{\partial q}{\partial t}. \quad (29)$$

Параметр D обычно определяется путем адаптации модели на исторические данные по месторождению, экспонента падения Арпса принадлежит диапазону значений $b \in [0; 1]$. В Таблице 6.1 представлены зависимости, предложенные Арпсом.

Таблица 6.1— Различные формы уравнения Арпса

Зависимость	b	Зависимость дебита от времени
Экспоненциальная	$b=0$	$q_t = q_i \cdot \exp(-D_i t)$
Гиперболическая	$0 < b < 1$	$q_t = \frac{q_i}{(1 + b \cdot D_i \cdot t)^{1/b}}$
Гармоническая	$b=1$	$q_t = \frac{q_i}{(1 + D_i \cdot t)}$

Накопленная добыча нефти может быть посчитана путем вычисления площади под графиком зависимости дебита от времени:

$$N_p = \int_{t_1}^{t_2} q_t dt. \quad (30)$$

6.1 Применение метода падения кривых дебита для прогнозирования добычи нефти

Первым делом было сделано помесечное предсказание добычи нефти, график добычи представлен на Рисунке 6.1. Зеленой линией отделяются значения исторических данных и те, которые будут предсказаны:

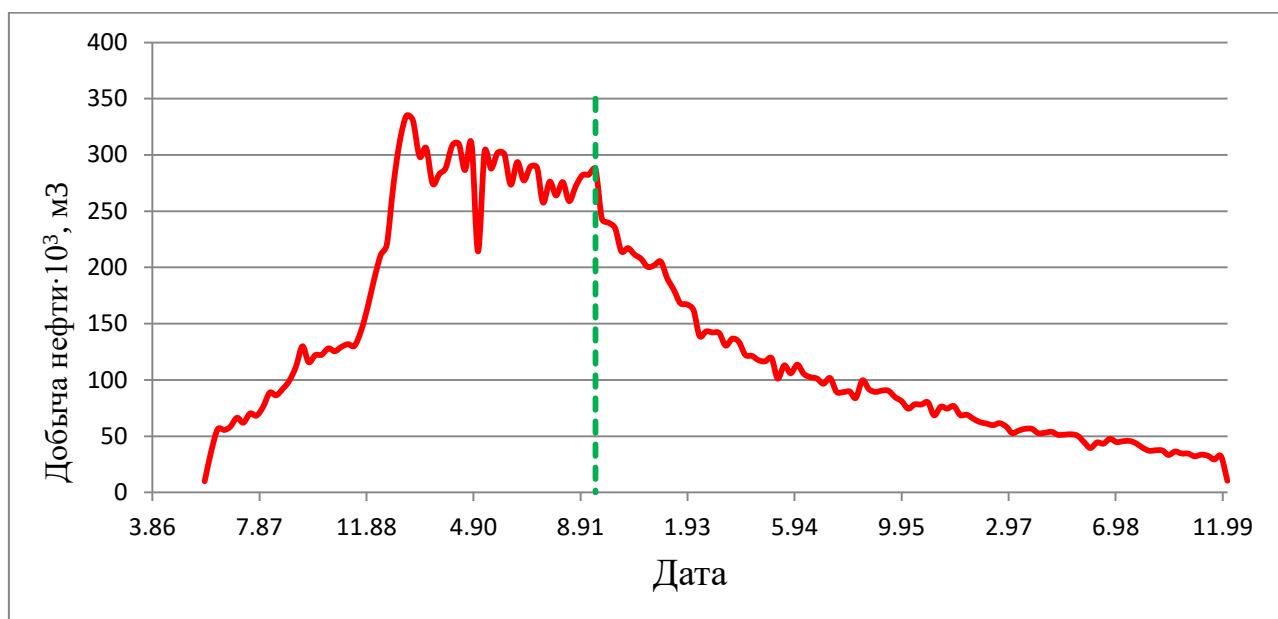


Рисунок 6.1 - Месячная добыча нефти с месторождения X

Изначально, используя допущение о том, что падение подчиняется экспоненциальному закону, были построены графики зависимости q_t от времени в полулогарифмическом масштабе (Рисунок 6.2), а также зависимость накопленной добычи N_p от q_t в декартовой системе координат

(Рисунок 6.3). На Рисунке 6.2 на кривую добавлен экспоненциальный тренд, на Рисунке 6.3 – линейный тренд для определения начального дебита q_i и скорости падения дебита D_i . Используя эти параметры, будет рассчитана добыча нефти на прогнозируемые сроки, которая потом будет сравниваться с действительными значениями дебитов нефти.

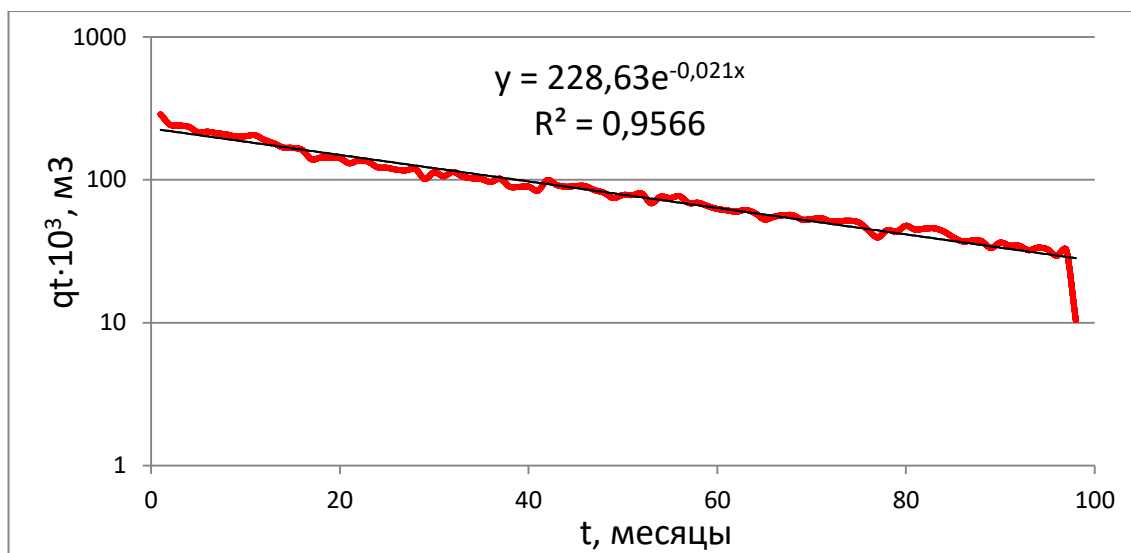


Рисунок 6.2 - Зависимость дебита от времени на полулогарифмической шкале

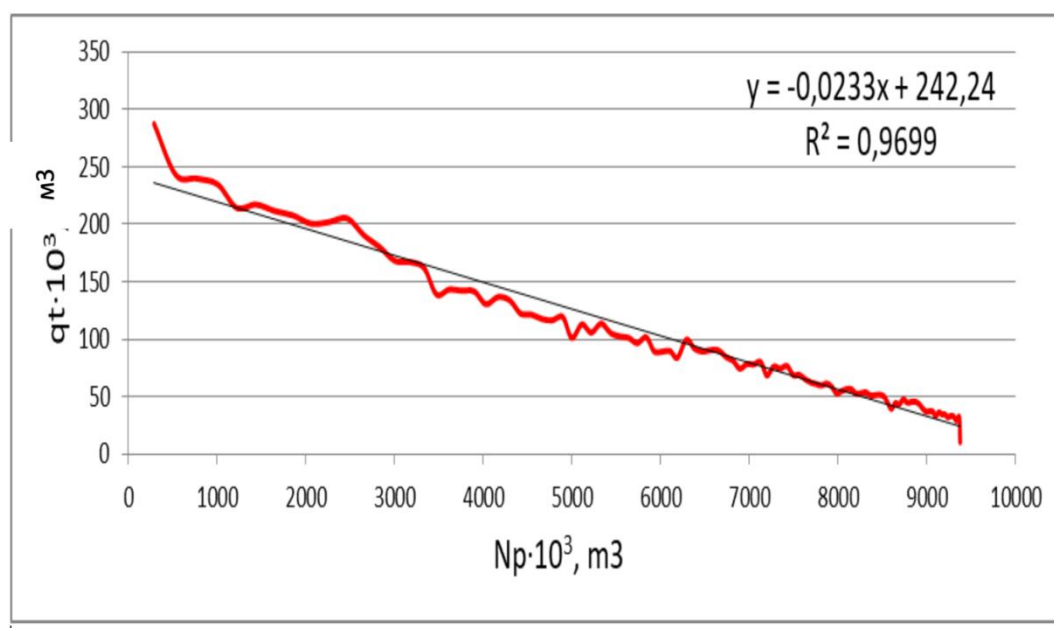


Рисунок 6.3 - Зависимость дебита от накопленной добычи нефти

Как может быть видно из графиков, представленных выше, экспоненциальная зависимость ложится на реальные данные достаточно хорошо с высоким коэффициентом корреляции $r^2=0.96$, экстраполяция прямой линии на графике зависимости $N_p(q_t)$ до пересечения с координатной осью дебита при начальной накопленной добыче нефти $N_p=0$ дает значение начального дебита, равного $q_i=242,24$ м3. Таким образом начальная скорость падения D_i должна быть определена с использованием метода наименьших квадратов и уравнения экспоненциального падения:

$$D_i = \frac{\sum_t [t \cdot \ln(q_i / q_t)]}{\sum_t t^2} \quad (31)$$

Таким образом, подставив значения переменных в формулу получаем:

$$D_i = 0.0222 \text{ месяц}^{-1}.$$

В результате можно рассчитать добычу нефти для необходимых месяцев, а также сопоставить результаты с реальными данными с месторождения – Рисунок 6.4.

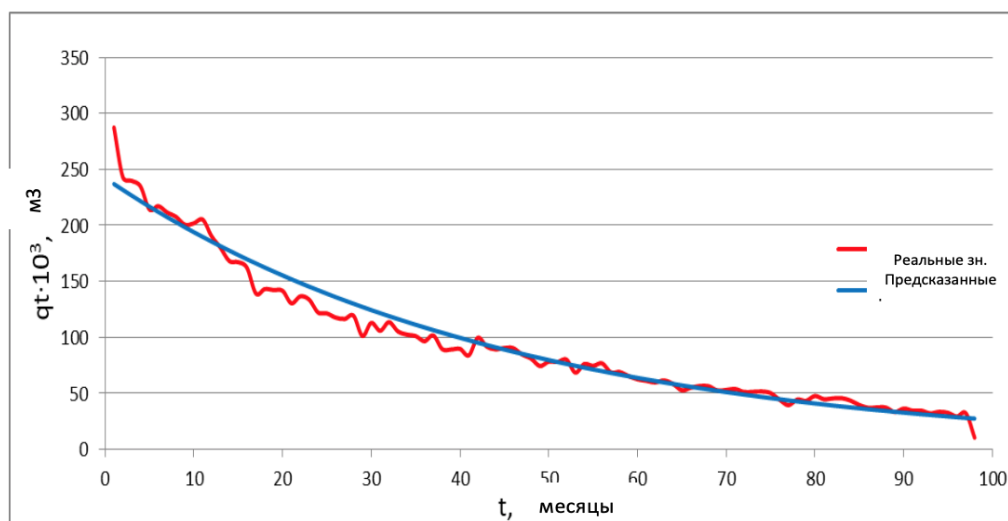


Рисунок 6.4 - Предсказанные (экспоненциальная зависимость) и реальные значения дебитов нефти

Если сделать предположение о том, что зависимость является гармонической, тогда необходимо построить зависимость $1/q_t$ от времени в декартовой системе координат, а также добавить на нее линейный тренд (Рисунок 6.5). Также, нужно будет построить зависимость дебита q_t от накопленной добычи нефти N_p в полулогарифмическом масштабе, добавляя экспоненциальный тренд (Рисунок 6.6).

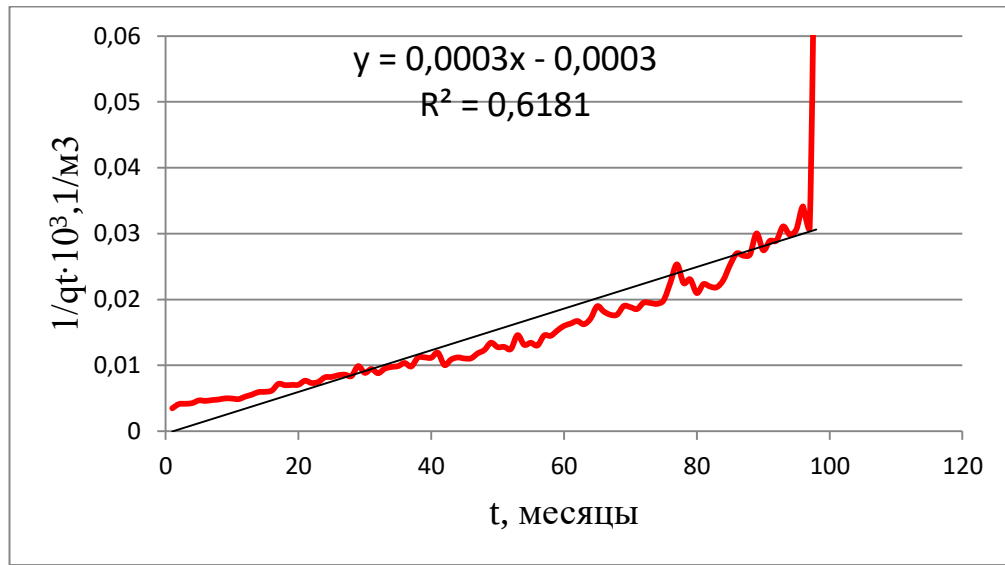


Рисунок 6.5 - Зависимость $1/q_t$ от времени t

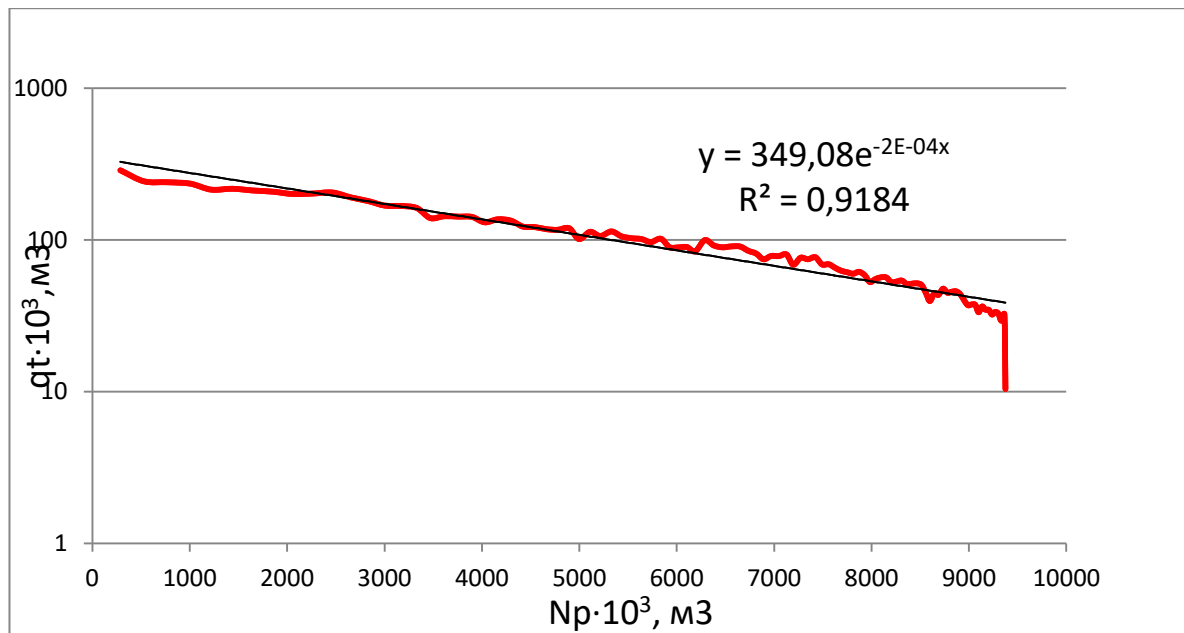


Рисунок 6.6 - Зависимость q_t от N_p для гармонической аппроксимации

Экстраполяция прямой линии на графике зависимости дебита q_t от накопленной добычи N_p до пересечения с прямой $N_p=0$ дает запускной дебит равный $q_i=349,08$ м3. Следующим шагом необходимо опять определить значение параметра D_i . Оно будет определено, используя метод наименьших квадратов:

$$D_i = \frac{\sum_t \left(\frac{t q_i}{q_t} \right) - \sum_t t}{\sum_t t^2} \quad (32)$$

$$D_i = 0.0931 \text{ месяц}^{-1}.$$

Таким образом были получены значения предсказаний, используя гармонический метод аппроксимации данных (Рисунок 6.7).

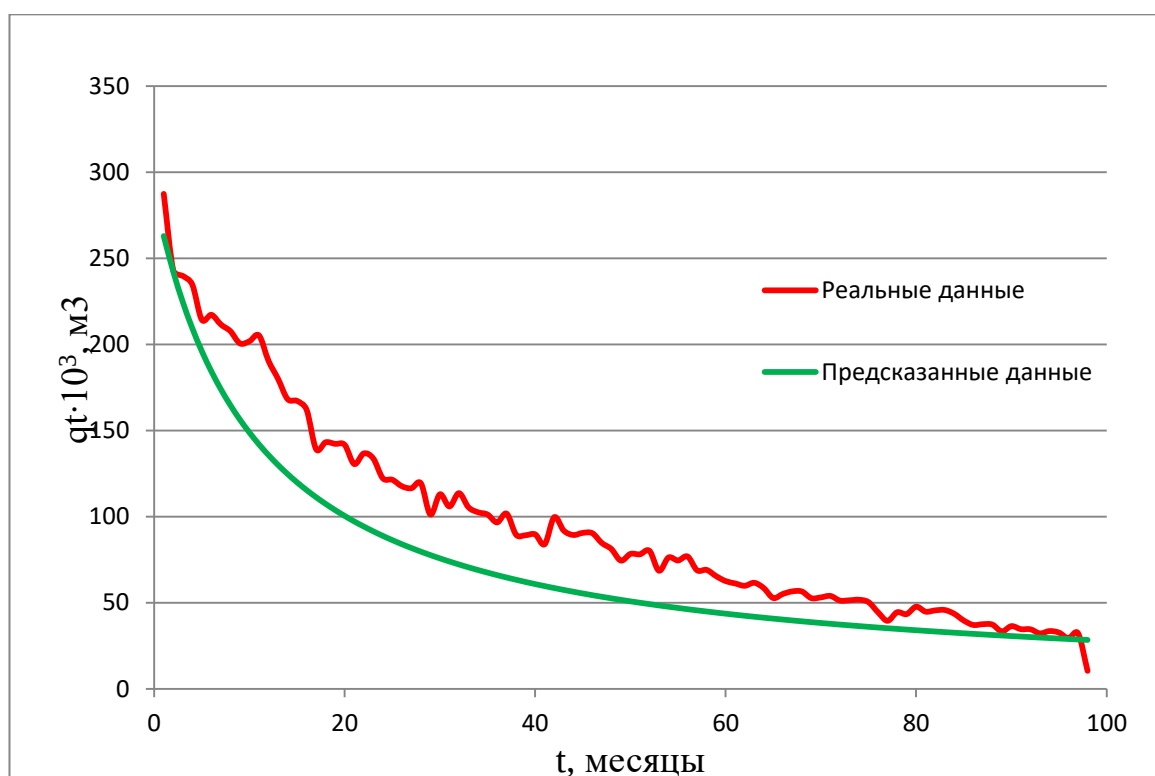


Рисунок 6.7- Предсказанные (гармоническая зависимость) и реальные значения дебитов нефти

Рассмотрев два возможных случая: гармонический и экспоненциальный, остается возможным рассмотреть также и

гиперболический метод, который подразумевает итеративный подход к получению значений. Запускной дебит q_i может быть получен путем экстраполяции кривой зависимости q_t от t на полулогарифмическом масштабе, q_i приблизительно равняется 228,63 м3. После чего необходимо случайным образом выбрать точку на кривой с координатами $(t_2; q_2)$, выберем точку с координатами (40; 100), далее рассчитаем некоторую среднюю точку с координатами (t_1, q_1) по формуле:

$$q_1 = \sqrt{q_i q_2}, \quad (33)$$

После вычислений они оказались равными (19,8;151). После чего необходимо решить следующее уравнение относительно экспоненты падения Арпса b :

$$f(b) = t_2 \left(\frac{q_i}{q_1} \right)^b - t_1 \left(\frac{q_i}{q_2} \right)^b - (t_2 - t_1) = 0, \quad (34)$$

используя итеративный метод Ньютона-Рапсона, формула которого приведена ниже:

$$b^{k+1} = b^k - \frac{f(b^k)}{f'(b^k)}. \quad (35)$$

В результате 10 итераций была определена экспонента падения Арпса $b=0,05268$. Была рассчитана начальная скорость падения дебита:

$$D_i = \frac{(228.63 / 100)^{0.05168} - 1}{0.05168 \cdot 40} = 0,02116 \frac{1}{\text{месяц}} \quad (36)$$

Сравнение всех методов кривых падения дебита с реальными данными приведено на Рисунке 6.8. Средняя относительная ошибка для всех случаев приведена в Таблице 9.

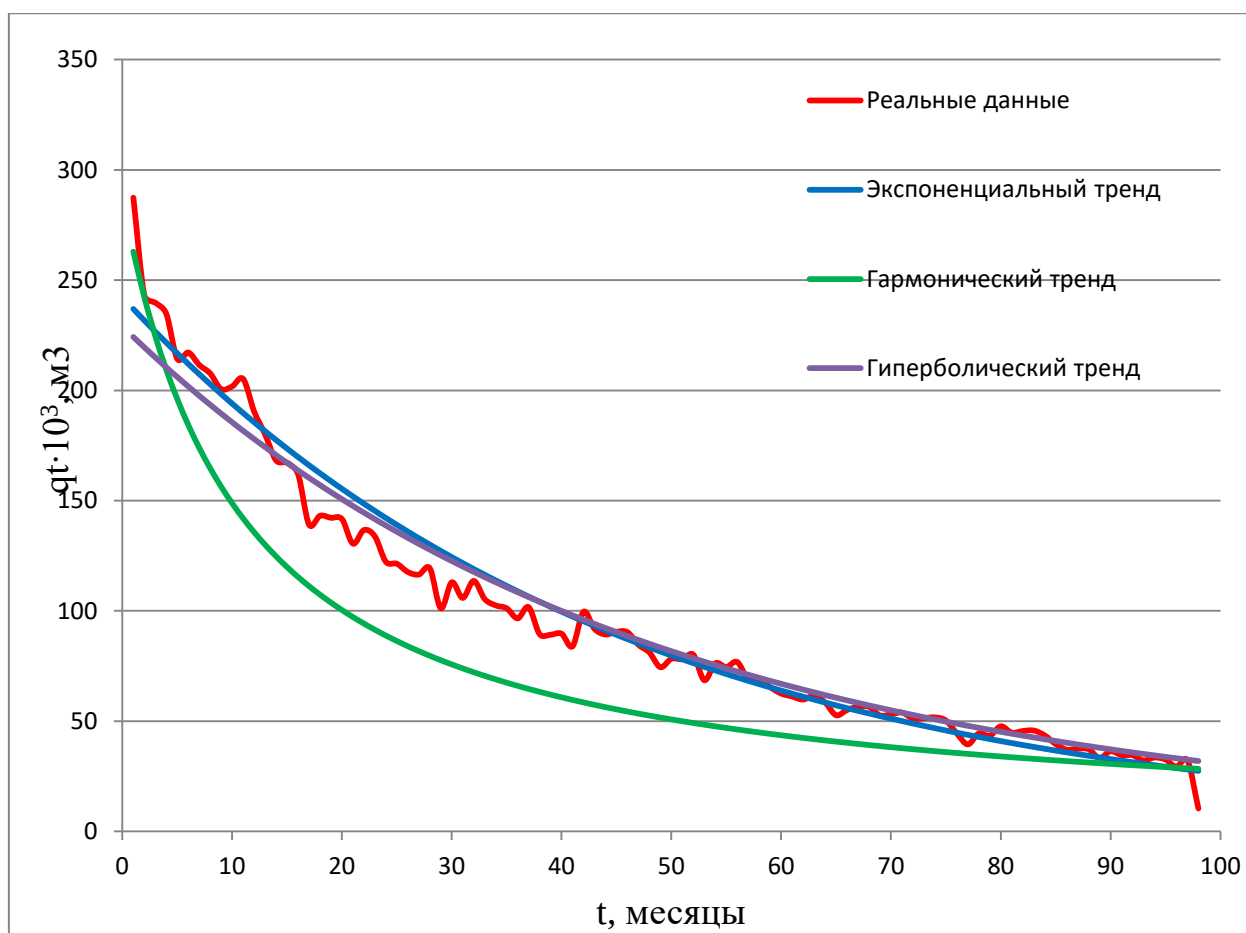


Рисунок 6.8 - Сравнение различных трендов падения с реальными данными

Таблица 6.2— Средняя ошибка для различных кривых падения

Вид кривой падения	Средняя относительная ошибка
Экспоненциальная	8,85
Гармоническая	27,57
Гиперболическая	8,98

Из рисунка и таблицы выше можно увидеть, что экспоненциальный тренд наиболее лучшим образом описывает существующее падение профиля добычи нефти на месторождении X.

7. Сравнение методов прогнозирования

В главе 4 помесечная добыча была предсказана с помощью модели ARIMA. На Рисунке 7.1 представлено сравнение действительных данных по добыче и данных, предсказанных моделью ARIMA, а на Рисунке 7.2 можно увидеть также сопоставление действительных данных и результатов, полученных с помощью построения экспоненциального тренда падения профиля добычи.

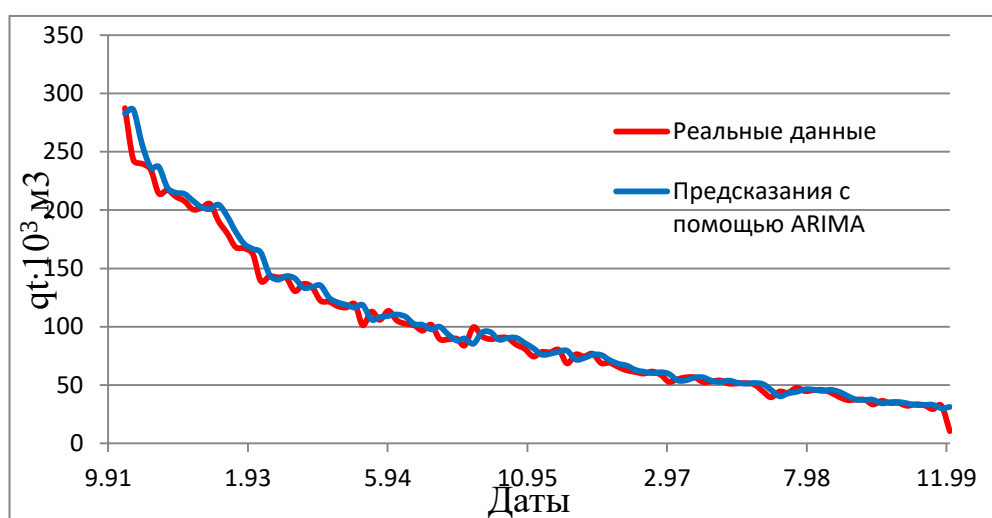


Рисунок 7.1 - Сравнение реальных и спрогнозированных значений с помощью модели ARIMA

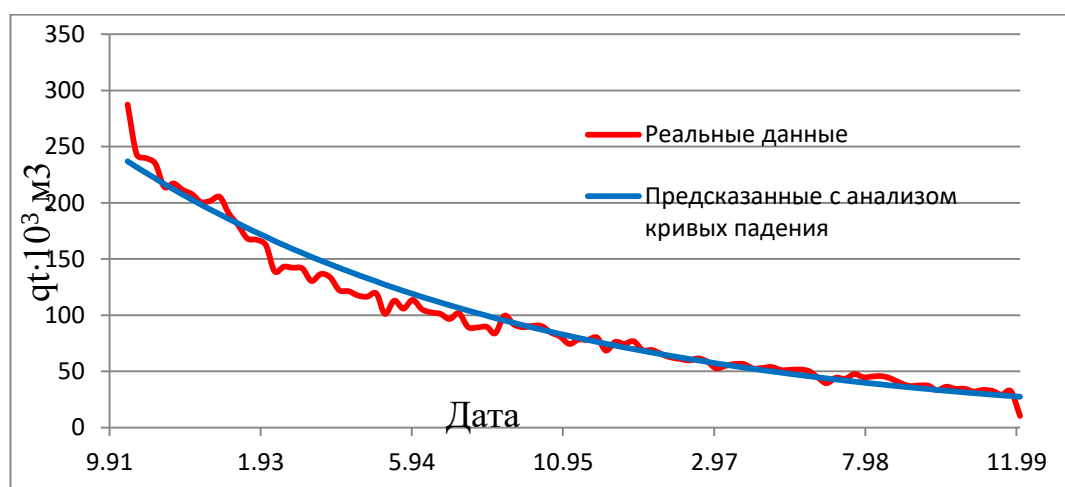


Рисунок 7.2 - Сравнение реальных и спрогнозированных значений с помощью метода кривых падения добычи

Традиционный метод предсказания (с помощью анализа кривых падения) может быть информативным в случае необходимости быстрой и грубой оценки добычи на поздних периодах разработки месторождения. Средняя относительная ошибка экспоненциальной экстраполяции составила 9 %. Однако традиционные методы оценки не могут использоваться на средних и ранних стадиях разработки, что делает данный подход очень ограниченным в его применении. В таких случаях возникает потребность в разработке инновационных методов, основывающихся на математическом аппарате с применением различных алгоритмов, которые способны обучаться при новом поступлении информации. В рассмотренном варианте месячного предсказания добычи ошибка модели ARIMA составила 5 %, на всем периоде разработки без минимального периода обучения равного 12 месяцев ошибка составила 7,3 %, что показывает, то, что статистическая модель является более точной, чем традиционные методы.

8. Финансовый менеджмент

С экономической точки зрения наиболее верным будет тот прогноз, с помощью которого будет максимально точно рассчитана сумма всех денежных потоков проекта, дисконтированных к необходимому периоду во времени – чистая приведенная стоимость (ЧПС). Денежный поток рассчитывается как сумма всех денежных притоков и оттоков предприятия. При разработке месторождений существуют денежные потоки:

- доходы – прибыль от реализации нефти или газа на внутреннем и внешнем рынках;
- налоги – отчисления, которые направляются государству;
- капитальные затраты – затраты, которые связаны с запуском и глобальным развитием проекта, такие как затраты на разведку месторождений, бурение скважин и ликвидацию месторождений;
- операционные затраты – затраты, которые на постоянной основе возникают при разработке месторождений – такие как, капитальный ремонт скважин, система поддержки пластового давления.

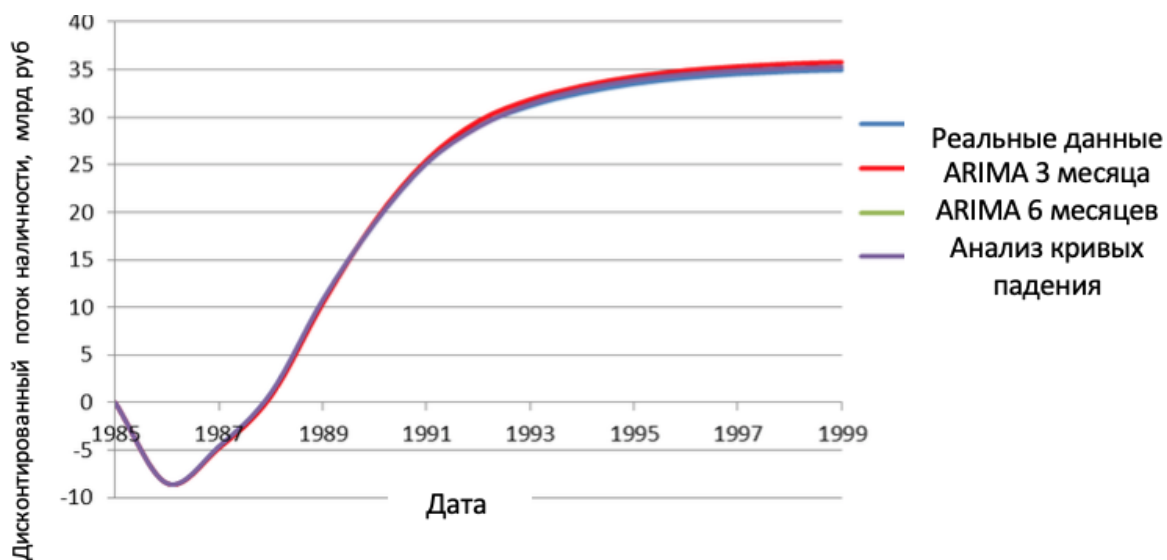
Для расчета чистой приведенной стоимости использовались следующие данные (Таблица 8.1):

Таблица 8.1 – Данные для расчета ЧПС

Цена реализации нефти на внутреннем рынке, тыс.руб/т.	15,5
Цена реализации нефти на внешнем рынке, \$/баррель	40,3
Курс доллара, руб.	64,7
Налоговые отчисления, % от выручки	65
Капитальные затраты:	
Бурение ННС, тыс.руб/м	35

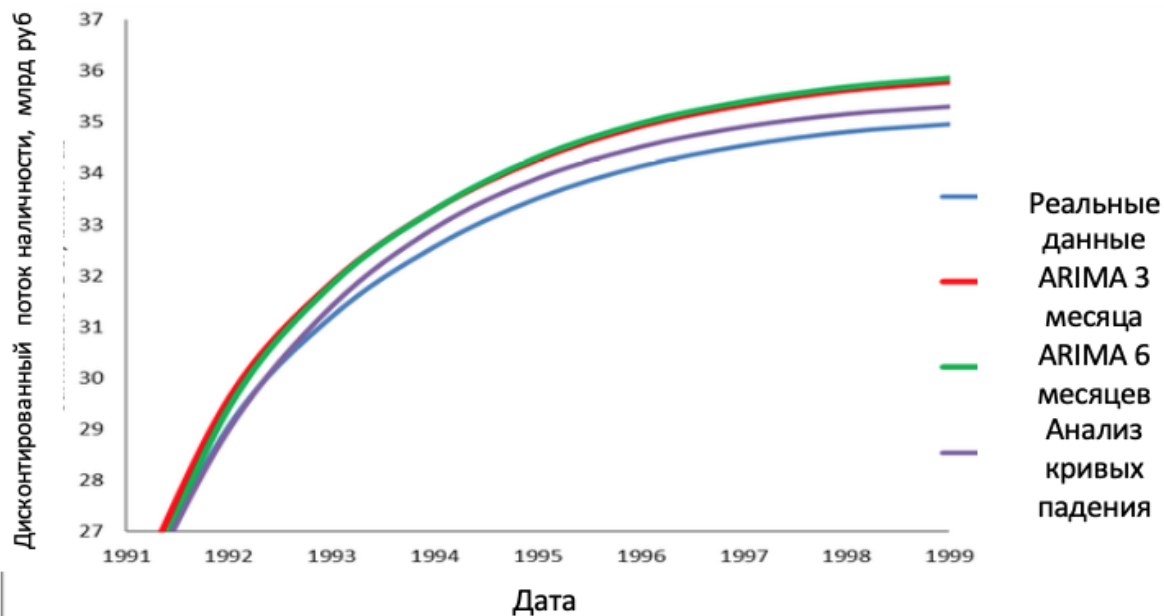
Операционные затраты:	
Технологическая подготовка нефти, тыс.руб/т.жидк.	0,2
Сбор и транспорт нефти, тыс.руб/т.жидк.	0,4
Расходы на энергию по извлечению нефти, тыс.руб/т.жидк	0,06
Транспортировка нефти на экспорт, тыс.руб./тонна	1,98
Закачка воды, тыс. руб./м3	0,02

Таким образом, денежные потоки рассчитывались как разница между прибылью от реализации нефти и затратами на налоговые отчисления, капитальные вложения и операционные вложения. Затем производилось их дисконтирование по ставке 15 %, после чего рассчитывалась чистая приведенная стоимость. Для различных методов и сроков прогнозирования получилась следующая зависимость (Рисунок 8.1):



Рисунки 8.1 - Значение накопленного дисконтированного денежного потока для различных прогнозов в зависимости от года

Поскольку значения дисконтированного потока оказались близки, приводится более детальный график на Рисунке 8.1а:



Рисунки 8.1а - Значение накопленного дисконтированного денежного потока для различных прогнозов в зависимости от года (детализация)

Из приведенных выше графиков можно увидеть, что предсказания с помощью модели ARIMA на 3 месяца и на 6 месяцев показывают значения близкие по ЧПС, которые также близки к реальным значениям ЧПС, относительная ошибка составляет всего 3%. Прогнозы, выполненные с помощью традиционного метода анализа кривых падения добычи, показали наименьшую ошибку по чистой приведенной стоимости, однако важно отметить, что данные прогнозы производятся только для поздних стадий разработки.

9. Социальная ответственность

В работе рассматривается создание методики (модели) для краткосрочного прогнозирования добычи углеводородов с использованием инструментов анализа временных рядов. Прогнозирование является важной частью процесса принятия решений. В нефтегазовой отрасли оно выполняется с целью планирования разработки, оценки оставшихся запасов, оптимизации и рационализации ремонтных работ на скважинах. Информация по добыче с месторождения трансформируется во временные ряды, которые затем выступают в качестве входных данных для модели. Далее, с помощью определенных алгоритмов, модель определяет зависимости внутри ряда, которые использует для создания прогноза.

9.1. Правовые и организационные вопросы обеспечения безопасности.

Методика, рассматриваемая в данной работе, относится к трудовой деятельности, для которой выполняются общие правовые нормы трудового законодательства. Согласно статье 2 ТК РФ основными принципами регулирования трудовых отношений являются: свобода труда; запрещение принудительного труда и дискриминации; защита от безработицы и содействие в трудоустройстве.

По ГОСТ 12.2.032-78 Система стандартов безопасности труда (ССБТ) разработаны общие эргономические требования к рабочим местам при выполнении работ в положении сидя. Согласно общим положениям, конструкция рабочего места и взаимное расположение всех его элементов должны соответствовать антропометрическим, физиологическим и психологическим требованиям, а также характеру работы. Важно учитывать

антропометрические показатели, как женщин, так и мужчин, в случае, если работы выполняются и мужчинами, и женщинами, рабочее место должно удовлетворять средним показателям. Конструкция рабочего места должна обеспечивать оптимальное положение работника, достигаемое регулированием высоты рабочей поверхности, сиденья и пространства для ног, которые определяются по специальной номограмме. При невозможности регулирования описанных параметров, допускается их проектировка с нерегулируемыми параметрами, согласно Таблицам 9.1,9.2.

Таблица 9.1— Высота рабочей поверхности

Наименование работы	Высота рабочей поверхности, мм, при организации рабочего места		
	женщин	мужчин	женщин и мужчин
Очень тонкие зрительные работы (сборка часов, гравировка, картография, сборка очень мелких деталей и др.)	930	1020	975
Тонкие работы (монтаж мелких деталей, станочные работы, требующие высокой точности, и др.)	835	905	870
Легкие работы (монтаж более крупных деталей, конторская работа, станочные работы, не требующие высокой точности, и др.)	700	750	725

Таблица 9.2— Высота рабочей поверхности

Пол работающего	Высота сиденья, мм
Женщины	400
Мужчины и женщины	420
Мужчины	430

Форма рабочей поверхности различного оборудования устанавливается с учетом характера выполняемой работы. Она может быть прямоугольной, иметь вырез для корпуса работающего или углубление для настольных машин и т.д. При необходимости на рабочую поверхность следует устанавливать подлокотники.

9.2. Профессиональная социальная безопасность

В рамках работы рассматривается разработка методики по созданию прогнозов добычи нефти и газа. Данная работа и анализ ее результатов выполняются в офисном помещении, с использованием компьютера. Поэтому важно уделить внимание правилам работы за ЭВМ.

Согласно СанПиНу 2.2.2/2.4.1340–03. Санитарно-эпидемиологические правила и нормативы «Гигиенические требования к персональным электронновычислительным машинам и организации работы» ЭВМ должны соответствовать требованиям настоящих санитарных правил, и каждый их тип подлежит санитарно-эпидемиологической экспертизе с оценкой в испытательных лабораториях, аккредитованных в установленном

порядке. Концентрации вредных веществ, выделяемых ПЭВМ в воздух помещений, не должны превышать предельно допустимых концентраций (ПДК), установленных для атмосферного воздуха. Мощность экспозиционной дозы мягкого рентгеновского излучения в любой точке на расстоянии 0,05 м от экрана и корпуса ВДТ (на электронно-лучевой трубке) при любых положениях регулировочных устройств не должна превышать 1 мкЗв/час (100 мкР/час). Конструкция ЭВМ должна обеспечивать поворот корпуса в горизонтальной и вертикальной плоскости для обеспечения фронтального наблюдения экрана.

К помещениям, в которых производится работа с ЭВМ, также предъявляются требования. Эксплуатация без естественного освещения допускается только при наличии расчетов, обосновывающих соответствие нормам. Окна в помещениях, где эксплуатируется вычислительная техника, преимущественно должны быть ориентированы на север и северо-восток, оконные проемы должны быть оборудованы регулируемые устройствами: жалюзи, занавеси и др. Наличие защитных заземлений (занулений) обязательно для данных помещений, обустроенное согласно всем техническим требованиям. Не следует размещать ЭВМ рядом с силовыми кабелями и вводами, высоковольтными трансформаторами, технологическим оборудованием, создающим помехи.

Объектом исследования является разработка методики прогнозирования добычи. Ее осуществление будет производиться в офисном помещении за компьютерами. По ГОСТ 12.0.003-2015 при работе за компьютером могут существовать следующие вредные факторы:

- отклонение параметров микроклимата рабочей зоны;
- недостаточный уровень естественного и искусственного освещения;
- нервно-психические перегрузки - монотонность труда.

Среди опасных факторов выделяется фактор - поражение электрическим током.

Согласно СанПиНу 2.2.4.548-96 допустимые показатели микроклимата для рабочей зоны при работе с компьютером должны соответствовать значениям из Таблицы 9.3 в зависимости от сезона года (для работ, производимых сидя, характеризуются незначительным физическим напряжением).

Таблица 9.3— Оптимальные показатели микроклимата

Сезон года	Категория тяжести выполняемых работ	Температура, С°		Относительная влажность, %		Скорость движения воздуха, м/сек.	
		Факт	Оптим	Факт	Оптим	Факт	Оптим
Холодный	Ia	22	22-24	40	60-40	0,1	0,1
Теплый	Ia	25	23-25	55	6-40	0,1	0,1

Кондиционирование воздуха должно сопровождаться оптимальными микроклиматическими условиями – которые способствуют сохранению нормального состояния организма без напряжений реакции терморегуляции и как следствие, сохранению работоспособности. В офисных помещениях должна быть организована ежедневная влажная уборка, важно производить периодические проветривания помещения после каждого часа работы с компьютерами. При необходимости помещение должно быть оборудовано кондиционерами, обогревателями и вентиляторами.

Состояние освещенности регулируется СП 52.13330.2011 – сводом правил «Естественное и искусственное освещение». Согласно данному своду, помещения с постоянным нахождением людей должны иметь естественное освещение. Некоторые помещения, такие как подвальные, допускается

проектировать без естественного освещения, при условии следования нормативам.

Искусственное освещение подразделяется на рабочее, аварийное, охранное и дежурное. Оно может состоять из двух систем – общее и комбинированное. Рабочее освещение следует предусматривать для всех помещений зданий, а также участков открытых пространств, предназначенных для работы, прохода людей и движения транспорта. Для помещений, имеющих зоны с разными условиями естественного освещения и различными режимами работы, необходимо раздельное управление.

Среди главных требований к освещению находятся следующие: отсутствие теней и равномерное распределение яркости; прямая и отраженная блескость должны отсутствовать в поле зрения; освещенность должна быть постоянной во времени; световой поток должен быть направлен оптимально; освещенность должна иметь спектр, близкий к естественному. Освещение рабочего места играет большую роль в сохранении зрения человека и поддержании в нормальном состоянии его нервной системы. Минимально допустимые световые отдачи источников света для общего искусственного освещения помещений приведены в Таблице 9.4.

Таблица 9.4— Минимально допустимые световые отдачи

Тип источника света	Световая отдача, лм/Вт, не менее, при минимально допустимых индексах цветопередачи			
	80	60	45	25
Дуговые ртутные лампы	-	-	55	-
Компактные люминесцентные лампы	70	-	-	-
Люминесцентные лампы	65	75	-	-

Металлогалогенные лампы	75	90	-	-
Натриевые лампы высокого давления	-	75	-	100
Светодиодные лампы	60	65	-	-
Светодиодные модули	70	80	-	-

Монотонность труда вызывает изменения в центральной нервной системе, это проявляется в увеличении процента расторможенных дифференцировок, замедлении способности к переключению внимания, снижению подвижности основных нервных процессов. Поскольку большая часть работ на сегодняшний день производится при работе с компьютером, необходимо соблюдать правила, которые помогают бороться с усталостью и перенапряжением, связанными с данным видом деятельности.

Непрерывная работа с компьютерами не должна продолжаться более двух часов, при этом рекомендуется делать гимнастику для глаз каждые 20-25 минут в течение работы. Также важно осуществлять перерывы, сопровождающиеся несколькими физкультурными упражнениями для снятия общего утомления и негативного влияния монотонного труда. Очень важно на предприятиях поддерживать культуру здорового образа жизни и обеспечивать спортивные мероприятия, доступ в тренажерные залы со стороны руководства компаний.

Основными регулирующими документами опасного фактора – поражение электрическим током являются ГОСТ 12.1.030-81 ССБТ. Электробезопасность. Защитное заземление, зануление, СанПиН 2.2.2/2.4.1340–03. Санитарно-эпидемиологические правила и нормативы «Гигиенические требования к персональным электронно-вычислительным машинам и организации работы», Правила технической эксплуатации электроустановок потребителей и др.

В офисных помещениях большое количество оборудования, взаимодействие с которым может стать причиной поражения электрическим током. Зачастую оно случается при прикосновениях к токоведущим частям данного оборудования. К работе с оборудованием допускаются лица, прошедшие инструктаж и обучение безопасным методам труда, проверку знаний правил безопасности и инструкций в соответствии с занимаемой должностью, применительно к выполняемой работе с присвоением соответствующей квалификационной группы по технике безопасности, не имеющие при этом медицинских противопоказаний.

Помещения, в которых есть компьютеры, относятся к помещениям без повышенной опасности поражения током. Обязательно заземление (зануление) всех металлических корпусов, оснований приборов и электроустановок медным проводом с сечением не менее 30 мм. Все гибкие питающие кабели должны иметь исправную и надежную изоляцию.

Для предотвращения возможных случаев поражения током важно соблюдать следующие мероприятия:

- проверять и контролировать изоляцию кабелей и электропроводов,
- разрабатывать инструкции по техническому обслуживанию и эксплуатации вычислительной техники и контроль за их соблюдением,
- соблюдать правила пожарной безопасности,
- своевременно и качественно выполнять работы по проведению планово-профилактических работ и предупредительных ремонтов.

Эксплуатацию электроустановок должен осуществлять подготовленный электротехнический персонал. С административно-техническим персоналом должны проводиться следующие инструктажи:

- вводный и целевой (при необходимости) инструктажи по охране труда;

— проверка знаний правил, норм по охране труда, настоящих Правил, правил пожарной безопасности и других нормативных документов. А также обязательно профессиональное дополнительное образование для непрерывного повышения квалификации.

9.3. Экологическая безопасность. Анализ влияния объекта исследования на окружающую среду. Мероприятия по защите окружающей среды

Сегодня в большинстве компаний присутствует экологический менеджмент - часть системы менеджмента организации, используемая для разработки и внедрения экологической политики и управления ее экологическими аспектами. Критерии для экологического менеджмента устанавливает международный стандарт ИСО 14001:2004, использование которого гарантирует мониторинг и снижение негативного воздействия на окружающую среду. Также, в России действует ГОСТ Р ИСО 14001 — 2007 «Системы экологического менеджмента. Требования и руководство по применению». Согласно ГОСТ 17.0.0.06—2000 «Охрана природы. Экологический паспорт природопользователя. Основные положения. Типовые формы», каждое предприятие в России должно иметь экологический паспорт, который необходим для оценки количества и качества вредных выбросов предприятия, определения путей их снижения, а также для отчетности. Основными параметрами оценки являются:

- вода систем централизованного холодного и горячего водоснабжения, вода колодцев и скважин;
- сбросы неочищенных и очищенных сточных вод в водоемы;

- воздух закрытых помещений (квартиры, офиса, производственного помещения);
- воздух на территории населенных мест (вредные выбросы в атмосферу);
- радиационный фон внутри помещений и на прилегающей территории;
- шум, вибрация от внешних источников (автомобильный, железнодорожный транспорт) и от работы инженерного оборудования здания;
- электромагнитные поля промышленной частоты 50 Гц (линий электропередачи, электроподстанций, силовых кабелей) и электромагнитные поля радиочастотного диапазона (антенн сотовой связи, радиопередатчиков);
- искусственная освещенность;
- микроклимат;
- почва на прилегающей территории;
- твердые бытовые отходы;
- качество теплозащиты.

В пределах офиса важно поддерживать микроклимат, соблюдать предельно-допустимые концентрации (ПДК) вредных веществ в воздухе, рационально использовать водные и энергетические ресурсы, правильно утилизировать образовавшиеся отходы. В результате работы над объектом исследования в основном будут возникать отходы V класса опасности: обрезки бумаги, бумага, канцелярский мусор. Данные отходы характеризуются низким уровнем опасности и не несут угрозу жизни человека. Их утилизация может происходить либо с помощью городских служб, которые занимаются вывозом мусора, его распределением и переработкой, либо с помощью частных компаний, специализирующихся на

сборе определенного типа мусора. Также, в ходе работы в офисе могут образовываться отходы I класса, которые согласно ФЗ №89 "Об отходах производства и потребления" относятся к чрезвычайно опасным - отработанные люминесцентные лампы дневного света, содержащие до 5 мг ртути. Данные отработанные лампы должны быть помещены в плотную тару – картонные коробки, бумажные или полиэтиленовые мешки. Вывоз данных отходов производится по заявке заказчика, утилизация – специализированной организацией. Прочие отходы – мебель из разнородных материалов утилизируются по ГОСТ 30772-2001.

9.4. Безопасность в чрезвычайных ситуациях. Анализ вероятных ЧС, которые может инициировать объект исследований. Мероприятия по предотвращению

Наиболее вероятным и разрушительным видом ЧС при офисной работе является пожар. Пожарная безопасность регламентируется Федеральным законом "Технический регламент о требованиях пожарной безопасности" от 22.07.2008 N 123-ФЗ. Согласно данному закону помещения, в которых находятся компьютеры, относятся к категории В – пожароопасные. Наиболее вероятные пожары в таких помещениях это пожары класса «А»- в которых могут гореть в основном твердые вещества, горение которых сопровождается тлением и пожары класса «Е», вызванные горением электроустановок. Помещения с компьютерами должны оснащаться огнетушителями и аптечками первой помощи. Количество и состав огнетушителей выбирают согласно ППБ-01-93 в зависимости от площади защищаемого помещения и класса пожара. Также, обязательны системы автоматического извещения о пожаре.

Для соблюдения правил пожарной безопасности предусмотрены пожарный инструктаж и проведение командно-штабных учений. Планы эвакуации должны состоять из графической и текстовой частей.

Графическая часть должна включать в себя этажную планировку здания с указанием:

- 1) путей эвакуации;
- 2) эвакуационных выходов и (или) мест размещения спасательных средств;
- 3) аварийных выходов, незадымляемых лестничных клеток, наружных открытых лестниц и т.п.;
- 4) места размещения самого плана эвакуации в здании;
- 5) мест размещения спасательных средств, обозначаемых знаками безопасности и символами ИМО;
- 6) мест размещения средств противопожарной защиты, обозначаемых знаками пожарной безопасности и символами ИМО.

Согласно ФЗ-123 предотвращение распространения пожара достигается мероприятиями, ограничивающими площадь, интенсивность и продолжительность горения. К ним относятся:

- конструктивные и объёмно-планировочные решения, препятствующие распространению опасных факторов пожара по помещению;
- ограничения пожарной опасности строительных материалов, используемых в поверхностных слоях конструкции здания, в том числе кровель, отделок и облицовок фасадов, помещений и путей эвакуации;
- наличие первичных, в том числе автоматических и привозных средств пожаротушения;

— сигнализация и оповещение о пожаре.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе выполненной выпускной квалификационной работы были реализованы методики прогнозирования добычи нефтяных и газовых месторождений на короткие сроки - на временной период до одного года. Сегодня на месторождениях существует потребность в данных методиках, поскольку имеющиеся численные модели требуют большого количества времени для предсказания значений дебитов.

В работе был произведен прогноз добычи всего месторождения X с помощью статистической интегрированной модели авторегрессии-скользящего среднего (ARIMA) на три и шесть месяцев. Результаты прогнозирования были оценены путем расчета средней абсолютной ошибки в процентах (MAPE), которая составила 7% и 11% для трех и шести месяцев соответственно. Однако, важно отметить, что статистические модели требуют значительной подготовки данных, что включает в себя статистический анализ и трудоемкий процесс подбора главных параметров моделей p , d , q . Также, нужно обратить внимание на процесс валидации моделей, в данной работе тип валидации «с расширяющимся окном» показал хорошие результаты. Подводя итог, можно сказать, что статистические модели являются мощным инструментом для задач прогнозирования, основанных на анализе временных рядов. Также, одним из преимуществ данных моделей является возможность использования нескольких временных рядов в качестве входных параметров.

Во второй части работы были произведены прогнозы для отдельных групп скважин с использованием алгоритма машинного обучения «Случайный лес». Алгоритм показал надежные результаты, средняя абсолютная ошибка в каждой группе не превысила значения 10 м^3 для обоих временных периодов (три и шесть месяцев). В данном методе производилась трансформация временных рядов в признаки сдвига (lag features), что

позволило осуществлять валидацию типа «скользящее окно» автоматически. Таким образом, в сравнении со статистической моделью ARIMA, времени на подготовку данных потребовалось значительно меньше. Прогнозы для различных групп скважин показали, что скважины группы b) являются наиболее сложными для прогнозирования. Это может быть связано с наличием трех трендов в их профилях добычи. Анализ скважин группы d) показал, что период работы скважин, отсутствие колебаний в профиле добычи и резкое падение добычи до нулевых значений способствуют возникновению значительных ошибок при прогнозировании. Данные параметры должны быть учтены, при анализе прогнозов.

Также, в работе были произведены прогнозы добычи месторождения X с помощью традиционного метода – анализа кривых падения добычи. Важно учитывать, что данный метод имеет очень большой недостаток – способность прогнозирования только последних стадий разработки месторождений. При сравнении прогнозов данного метода с прогнозами, сделанными с помощью статистической модели, было определено, что прогноз статистической модели значительно ближе к действительным данным. Можно сделать вывод, что аналитические модели могут быть полезны на поздних стадиях разработки месторождений, в качестве дополнительного метода прогнозирования к основным.

В планы по развитию и расширению данной темы входит исследовать влияние на качество прогнозирования данных по нагнетательным скважинам, учет в моделях некоторых геологических параметров и использование нейросетевых алгоритмов.

Список использованных источников

1. Азбуханов А. Ф. и др. Среднесрочное прогнозирование добычи нефти по месторождению на основе моделей SARIMAX //Нефтяное хозяйство. – 2020. – №. 2. – С. 84-88.
2. Бережков М. С. Ансамбли с решающими деревьями, как метод прогнозирования временных рядов //Материалы 1-го тура Международной студенческой научно-практической конференции «Автоматизация и информационные технологии» (АИТ-2018). Сборник. – 2018. – С. 121.
3. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов – прогноз и управление [Текст]. – 5-ое издание / Дж. Бокс, Г. Дженкинс. – Москва, 1974. – 195 с.
4. Галкин В. И., Репина В. А. Разработка статистической модели прогнозирования дебита нефти на примере пласта Тл2а одного из месторождений башкирского свода //Нефтяное хозяйство. – 2015. – №. 11. – С. 111-113.
5. Денисов С. В., Сидельников К. А., Исмагилов Р. Н. Обработка кривых падения давления с помощью метода последовательного прогнозирования вероятностей на примере простых и сложных моделей пласта //Труды Международного симпозиума «Надежность и качество». – 2009. – Т. 1.
6. Дж. Сейдли. Прогнозирование добычи нефтяных и газовых месторождений для нетрадиционных запасов [Электронный ресурс]. Режим

доступа: https://petroskills.com/blog/entry/00_totm/nov18-sub-forecasting-oil-and-gas-production-for-unconventional-wells#.XsdmRGgzbIU, свободный.

7. Дж. Чамберс, С. Муллик, Д. Смит. Как выбрать правильную тактику для прогнозирования [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://hbr.org/1971/07/how-to-choose-the-right-forecasting-technique>, свободный.

8. Дьяконов И. Д., Новикова С. В. Решение задачи прогнозирования при помощи градиентного бустинга над решающими деревьями //Научный форум: Технические и физико-математические науки. – 2018. – С. 9-12.

9. Емалетдинова Л. Ю., Мухаметзянов З. И. Методика нейросетевого прогнозирования на основе анализа временных рядов //Передовые инновационные разработки. Перспективы и опыт использования, проблемы внедрения в производство. – 2019. – С. 16-17.

10. Зайцева Т. В. и др. Программная реализация метода деревьев решений для решения задач классификации и прогнозирования //Научные ведомости Белгородского государственного университета. Серия: Экономика. Информатика. – 2013. – Т. 26. – №. 8-1 (151).

11. Золина С. А. Прогнозирование добычи трудноизвлекаемой нефти в США//Научный форум: Технические и физико-математические науки – 2014., - С. 35-40.

12. Кесслер Ю. А., Котенев Ю. А., Кузилов О. И. Исследование фильтрационных возможностей продуктивного пласта месторождений шельфа для прогнозирования выработки запасов нефти. – 2014.
13. Краснов Ф. В., Главнов Н. Г., Ситников А. Н. Применение машинного обучения по ансамблю решающих правил для вычисления прогноза дополнительного коэффициента извлечения нефти //International Journal of Open Information Technologies. – 2017. – Т. 5. – №. 10.
14. Лысяк А. С., Рябко Б. Я. Прогнозирование временных рядов на основе универсальной меры и деревьев принятия решений //Вестник СибГУТИ. – 2014. – №. 2. – С. 57-71.
15. Пичугин О. Н., Прокофьева Ю. З., Александров Д. М. Деревья решений как эффективный метод анализа и прогнозирования //Нефтепромысловое дело. – 2013. – №. 11. – С. 69-75.
16. Семёнычев В. К., Куркин Е. И. ARMA-моделирование уровня годовой добычи нефти из пласта и оценка геологического риска инвестиций в нефтегазодобывающей промышленности //Вестник Самарского муниципального института управления. – 2010. – Т. 2. – С. 7-14.
17. Степаненко Д. Б. Разработка гибридной модели прогнозирования временных рядов на основе алгоритма случайного леса и модели ARIMA //Научнопрактический электронный журнал " Аллея Науки". – 2018. – №. 4 (20).

18. Теорема Байеса [Электронный ресурс]: Материал из Википедии — свободной энциклопедии 2020 / Авторы Википедии // Википедия, свободная энциклопедия. — Электрон. дан. — Сан-Франциско: Фонд Викимедиа, 2020. — Режим доступа: <https://ru.wikipedia.org/?oldid=107048843>, свободный.
19. Тест Дики — Фуллера [Электронный ресурс] : Материал из Википедии — свободной энциклопедии: 2018 / Авторы Википедии // Википедия, свободная энциклопедия. — Электрон. дан. — Сан-Франциско: Фонд Викимедиа, 2018. — Режим доступа: <https://ru.wikipedia.org/?oldid=92745796>, свободный.
20. Тигнибидин А. В., Панин Ю. Н., Русанова А. Д. Снижение эксплуатационных затрат посредством прогнозирования внеплановых простоев скважин с помощью машинного обучения //Техника и технология нефтехимического и нефтегазового производства. – 2020. – С. 253-254.
21. Трегуб А. В., Трегуб И. В. Методика построения модели ARIMA для прогнозирования динамики временных рядов //Лесной вестник/Forestry bulletin. – 2011. – №. 5.
22. Трофимчук Т. С. Статистическое исследование развития нефтяного комплекса //Уфа: ИСЭИ УНЦ РАН. – 2016.
23. Тунг Л. В. Применение метода кривой падения Арпса для прогноза добычи нефти скважины N1 месторождения “Чёрный Дракон”, Вьетнам //Проблемы геологии и освоения недр: труды XXII Международного симпозиума имени академика МА Усова студентов и молодых ученых,

посвященного 155-летию со дня рождения академика ВА Обручева, 135-летию со дня рождения академика МА Усова, основателей Сибирской горно-геологической школы, и 110-летию первого выпуска горных инженеров в Сибири, Томск, 2-7 апреля 2018 г. Т. 2.—Томск, 2018. – 2018. – Т. 2. – С. 148-149.

24. Чучуева И.А. Модель прогнозирования временных рядов по выборке максимального подоби́я, диссертация канд. тех. наук / Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана. Москва, 2012.

25. Alrumah, M., Startzman, R., Schechter, D., & Ibrahim, M. Predicting Well Inflow Performance in Solution Gas Drive Reservoir by Neural Network//Petroleum Society of Canada: 10.2118/2005-106. – 2005.

26. Backtesting - Cross-Validation for Time Series [Электронный ресурс], 2020, Режим доступа: <https://www.kaggle.com/cworsnup/backtesting-cross-validation-for-timeseries>, свободный.

27. Blasingame T. A. et al. Decline curve analysis for variable pressure drop/variable flowrate systems //SPE gas technology symposium. – Society of Petroleum Engineers, 1991.

28. Calheiros R. N. et al. Workload prediction using ARIMA model and its impact on cloud applications' QoS //IEEE Transactions on Cloud Computing. – 2014. – Т. 3. – №. 4. – С. 449-458.

29. Cootes T. F. et al. Robust and accurate shape model fitting using random forest regression voting //European Conference on Computer Vision. – Springer, Berlin, Heidelberg, 2012. – C. 278-291.
30. Doublet L. E. et al. Decline Curve Analysis Using Type Curves--Analysis of Oil Well Production Data Using Material Balance Time: Application to Field Cases //International petroleum conference and exhibition of Mexico. – Society of Petroleum Engineers, 1994.
31. Egorov D.V., Bukhanov N.V., Belozerov B.V, Rukavishnikov V.S.. Automatic Interpretation of Facies from Wireline Logs by Using Hierarchical Machine Learning Approach//Conference Proceedings. Saint Petersburg, 2018.
32. Fetkovich M. J. et al. Decline curve analysis using type curves //Fall Meeting of the Society of Petroleum Engineers of AIME. – Society of Petroleum Engineers, 1973.
33. Fraim M. L. et al. Gas reservoir decline-curve analysis using type curves with real gas pseudopressure and normalized time //SPE Formation Evaluation. – 1987. – T. 2. – №. 04. – C. 671-682.
34. Gentry R. W. et al. Decline-curve analysis //Journal of Petroleum Technology. – 1972. – T. 24. – №. 01. – C. 38-41.

35. Grömping U. Variable importance assessment in regression: linear regression versus random forest //The American Statistician. – 2009. – T. 63. – №. 4. – C. 308-319.
36. He, Z., Yang, L., Yen, J., & Wu, C. (2001, January 1). Neural-Network Approach To Predict Well Performance Using Available Field Data// (SPE) Society of Petroleum Engineers: 10.2118/68801-MS. – 2001.
37. Jason Brownlee. Statistical Methods for Machine Learning: Discover how to Transform Data into Knowledge with Python, 2018, 291 p.
38. Jingfei Yang M. Sc. Power System Short-term Load Forecasting: Thesis for Ph.d degree. Germany, Darmstadt, Elektrotechnik und Informationstechnik der Technischen Universität, 2006. 139 p.
39. Liaw A. et al. Classification and regression by random forest //R news. – 2002. – T. 2. – №. 3. – C. 18-22.
40. Mohaghegh, S. D. Reservoir Simulation and Modeling Based on Pattern Recognition// (SPE) Society of Petroleum Engineers: 10.2118/143179-MS. –2011.
41. Oluwafemi Olominu, Aliyu A. Sulaimon. Application of Time Series Analysis to Predict Reservoir Production Performance//(SPE) Society of Petroleum Engineers: 172395-MS. – 2014.
42. Palacio J. C., Blasingame T. A. Decline curve analysis using type curves: Analysis of gas well production data //paper SPE. – 1993. – T. 25909. – C. 12-14.

43. Random forest [Электронный ресурс]: Материал из Википедии — свободной энциклопедии: 2020 / Авторы Википедии // Википедия, свободная энциклопедия. — Электрон. дан. — Сан-Франциско: Фонд Викимедиа, 2020. — Режим доступа: <https://ru.wikipedia.org/?oldid=106341322>
44. Rodriguez-Galiano V. et al. Machine learning predictive models for mineral prospectivity: An evaluation of neural networks, random forest, regression trees and support vector machines //Ore Geology Reviews. – 2015. – Т. 71. – С. 804-818.
45. Scott Hartshorn. Machine Learning With Random Forests And Decision Trees: A Visual Guide For Beginners, 2016, 73 p.
46. Segal M. R. Machine learning benchmarks and random forest regression. – 2004.
47. Sowell F. Modeling long-run behavior with the fractional ARIMA model //Journal of monetary economics. – 1992. – Т. 29. – №. 2. – С. 277-302.
48. Sun, J., Ma, X., & Kazi, M. Comparison of Decline Curve Analysis DCA with Recursive Neural Networks RNN for Production Forecast of Multiple Wells// (SPE) Society of Petroleum Engineers: 10.2118/190104-MS. – 2018.
49. Tarek Ahmed. Reservoir Engineering Handbook. 2006. Author: Hardcover ISBN: 9780128136492. Imprint: Gulf Professional Publishing, 19th December 2018, 1524 p.

50. Zhao E. et al. Hybrid wind speed prediction based on a self-adaptive ARIMAX model with an exogenous WRF simulation //Energies. – 2016. – T. 9. – №. 1. – С. 7.

ПРИЛОЖЕНИЕ А

Literature review

Information around us is often introduced as time-series, which is a sequence of observations taken successively in time, for example sales, daily amount of snow or rain, the number of people visiting some web page. In petroleum industry a great quantity of measurements (observations) are made with different frequency: hourly, daily or monthly. The most important are oil production, liquid production, pressure, etc. Such parameter as oil production is very seriously controlled and its forecasting is a significant task for engineers, as it allows to plan and correct development strategy, plan workover operations on wells, helps to use surface facilities properly. As most of traditional forecasting methods are directed to long-term predictions, methods of short-term predictions started to develop widely. They include statistical approach and creation of models that find relationship between production parameters, reservoir characteristics and operational constraints.

In work (SPE 143179) “Reservoir simulation and modeling based on pattern recognition” new reservoir models based on pattern recognition are introduced. Some of them are integrated to numerical models in order to improve and hasten their work (surrogate reservoir models type); some of them are based on actual production data from the field (top-down type or TDM). Both types of models have shown their reliability in many studies and still developing. The author says that this approach is a new way of looking at reservoir and has a great potential to become an important tool in reservoir engineering.

There is a great number of works, where neural networks are used to predict oil production (Zhong He [2], Alrumah et al [3], J.Sun [4]). In paper written by J.Sun (SPE-190104-MS) “Comparison of Decline Curve Analysis DCA with Recursive Neural Networks RNN for production Forecast of Multiple Wells” [4] author consider application of RNN in time-series forecasting of Eagle Ford

Shale play (west Texas) production. At first they created long short-term memory (LSTM) models with various input and output sequences. Then, DCA models were developed in order to obtain alternative forecast solution. Novel approach included using RNN based sequence-to-sequence models. It is mentioned in the article that building a reliable reservoir numerical model for a giant field with a great amount of wells is time-consuming and too expensive. Consequently there is an urgent need to use some quick and effective methods for forecasting. Further, theory concerning Neural Networks and LSTM models is discussed. Authors used production dataset with 600-800 days of history, contained daily oil, gas and water production data with the tubing head pressure as operation constant. As a result a comparison between actual production rates and predicted ones showed very good convergence. Authors also made a comparison between forecasting ability of NN simulated data and decline curve analysis data, which demonstrated that RNN gave much better forecast and much less errors.

At the same time, methods of forecasting using autoregressive models becoming popular and widely used. In work “Application of Time Series Analysis to Predict Reservoir Production Performance” [5] written by Oluwafemi Olominu (SPE-172395-MS) method of Time Series analysis described in book “Time Series Analysis: Forecasting and Control” by G.E. P. Box, G. M. Jenkins and G. C. Reinsel was used to forecast cumulative oil production with the help of Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) models. Authors of the article raise a problem concerning restriction of using many conventional statistical methods due to performing obvious correlations of adjacent points in time. They say that such statistical models are based on assumptions that given points are independent and identically distributed. This contradiction can be solved using time series analysis and ARIMA models. Described in article approach consists of treating more than one input series through multivariate ARIMA model or transfer function modeling. It is mentioned there, that such models (stochastic) can be used only for a stationary time-series, time-series with approximately constant mean,

variance and autocorrelation through time. Authors say that often real time-series are not stationary and describe methods of non-stationarity exclusion.